

# Hybridation MEMS/UWB pour la navigation pédestre intra-muros

THÈSE N° 4429 (2009)

PRÉSENTÉE LE 11 JUIN 2009

À LA FACULTÉ ENVIRONNEMENT NATUREL, ARCHITECTURAL ET CONSTRUIT

LABORATOIRE DE TOPOMÉTRIE

PROGRAMME DOCTORAL EN INFORMATIQUE, COMMUNICATIONS ET INFORMATION

ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE

POUR L'OBTENTION DU GRADE DE DOCTEUR ÈS SCIENCES

PAR

Valérie Jeanne Thérèse RENAUDIN-SCHOULER

acceptée sur proposition du jury:

Prof. P. Dillenbourg, président du jury  
Prof. B. Merminod, Prof. M. Kasser, directeurs de thèse  
Prof. H. Ingensand, rapporteur  
Prof. J.-Y. Le Boudec, rapporteur  
Prof. N. Samama, rapporteur



ÉCOLE POLYTECHNIQUE  
FÉDÉRALE DE LAUSANNE

Suisse  
2009





*A Erwan,*  
*Kylian et Satine*



# Résumé

Dans un contexte d'expansion des activités de géolocalisation illustré par le projet européen GALILEO, par la mise en place de services commerciaux liés à la position de clients potentiels (LBS) et par la nécessité de répondre à des demandes européennes de localisation d'utilisateurs du téléphone portable (norme E112), la recherche sur les techniques de localisation est en plein essor. Cette thèse se concentre sur la navigation piétonne intra-muros et élabore une solution de localisation à partir de capteurs micro-électromécanique (Micro-Electro-Mechanical Sensors - MEMS) et d'ondes à ultra-large bande (ultra-wideband - UWB).

Les MEMS embarqués sur la personne fournissent une solution autonome disponible en continu, mais dont la précision est affectée par une dérive des mesures. La mesure de temps de propagation à partir d'émission d'ondes UWB impulsionnelles permet d'estimer la position d'un émetteur en fonction des récepteurs connectés en réseau et rattachés à l'infrastructure du bâtiment. Lorsqu'aucun obstacle ne perturbe la transmission des ondes UWB, la précision de localisation est décimétrique. Cependant l'intra-muros est hostile à la propagation radio. Formé de dièdres et de trièdres artificiels, il perturbe les ondes électromagnétiques et réduit les performances de radiolocalisation. Les matériaux constitutifs des bâtiments perturbent aussi le champ magnétique terrestre, utile à la détermination du cap de marche. Dans ce contexte, la fusion de ces deux technologies complémentaires et décorréées est prometteuse.

L'étude de l'influence du piéton sur les techniques de localisation montre une double implication. Tout d'abord, le comportement chaotique de marche complique la dynamique de traitement des signaux MEMS. Ensuite, lorsque l'émetteur radio est porté par l'utilisateur, par exemple en collier autour du cou, les ondes UWB propagées au travers du corps humain ne peuvent pratiquement pas participer à l'estimation de la position du piéton.

Cette recherche propose plusieurs filtres d'hybridation optimale d'un maximum d'observations : les angles d'arrivée (AOA), les différences de temps d'arrivée (TDOA), les accélérations, les vitesses angulaires et les mesures de champ magnétique. Ils reposent sur un filtre de Kalman étendu complété par des processus spécifiques. Deux stratégies de couplage sont détaillées : l'hybridation serrée et l'hybridation lâche. Des procédures de tri des observations radio aberrantes enrichissent le filtre principal. La plus remarquable s'appuie sur le paradigme RANSAC et exploite les contraintes physiques de marche d'un piéton, décrites par la biomécanique. Son action permet même d'exploiter des profils de signaux issus de multi-trajets.

A partir de 380 m parcourus par un piéton équipé d'un module MEMS et d'un émetteur UWB sur neuf parcours indépendants dans les locaux de l'EPFL, nous évaluons les performances de localisation des algorithmes d'hybridation MEMS/UWB développés et relevons le défi du suivi, au mètre près, du déplacement intra-muros d'un piéton.

## **Mots clé**

Localisation, navigation pédestre, intra-muros, UWB, MEMS, angle d'arrivée, AOA, temps d'arrivée, TOA, différence de temps d'arrivée, TDOA, Kalman, RANSAC, traitement robuste, hybridation, couplage, fusion.

# Abstract

Facing the expansion of geolocation needs, illustrated by the GALILEO European project, the growth of Location Based Services (LBS) and the need to identify the location of emergency mobile phone calls in Europe (standard E112), the research on localization techniques is booming. This thesis focuses on indoor pedestrian navigation and investigates a localization solution based on micro-electromechanical systems (MEMS) and ultra-wideband waves (UWB).

MEMS based localization estimates the current location from a previously determined position using on-board low-cost inertial embedded sensors. Unfortunately, the performances of these autonomous systems are affected by large errors (typical of these sensors). In fact standalone solutions drift rapidly with time.

Impulse-Radio UWB (IR-UWB) Times Of Arrival (TOA) are often used for localization purposes. This network based technology uses sensor networks, mainly attached to the infrastructure of the building to estimate the location of the transmitter with decimetre accuracy in ideal scenarii. However the indoor environment is hostile for radio propagation. Full of artificial obstacles, electromagnetic waves are disturbed and radiolocation performances are reduced. Construction materials also affect the magnetic field used to estimate the pedestrian's walking direction. In this context, the hybridization of these two complementary and uncorrelated technologies is promising.

The study of the movement pattern of a pedestrian walking indoors induces two main outcomes on localization techniques. Firstly, random pedestrian movements complicate MEMS signal processing. Secondly, when the transmitter is worn by the user, for example around the neck, IR-UWB that propagates through the human body can hardly contribute to the localization.

Optimal data fusion filters that hybridize a large set of observations : Angles Of Arrival (AOA), Time Differences Of Arrival (TDOA), accelerations, angular velocities and magnetic field measurements are presented. The coupling of UWB and MEMS data relies on an Extended Kalman Filter (EKF) complemented with specific procedures. Loose integration and tight integration are considered. Outlier detection processes within the radio data enrich the EKF. The most remarkable process is based on the RANSAC paradigm and employs the physical constraints of the pedestrian's walk described by biomechanics. In some cases, it enables the processing of reflected radio signals.

A user equipped with a MEMS module and an UWB transceiver walked in the premises of the EPFL, following nine independent paths, for a total length of 380 m. The benefit of the MEMS/UWB hybridization filters are evaluated based on this experiment. The tight integration outperforms the loose coupling and enables indoor pedestrian localization with a one metre accuracy.

## **Keywords**

Localization, pedestrian navigation, indoor positioning, micro-electro-mechanical systems, MEMS, ultra-wideband, UWB, angle of arrival, AOA, time of arrival, TOA, time difference of arrival, TDOA, navigation, Kalman filter, RANSAC, robust filtering, signal processing, hybridization

# Remerciements

Le succès de quatre années consacrées à la science et à la recherche n'est rendu possible que par des appuis et des collaborations qui sont une source à la fois d'énergie et de nouvelles idées. Ces quelques mots sont donc dédiés à tous ceux qui m'ont soutenue dans l'aventure intense de la thèse.

Ma première attention va à l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne et plus particulièrement au laboratoire de Topométrie dirigé par le professeur Bertrand Merminod, directeur de cette thèse. La réussite de mes travaux repose sur les excellentes conditions de travail offertes et une confiance continue. Ma seconde attention va au directeur de l'Ecole Nationale des Sciences Géographiques, Monsieur Michel Kasser qui a co-dirigé la thèse. Progresser n'aurait pas été possible sans ses encouragements, ses conseils éminents et sa disponibilité sans faille. Sans prétendre pouvoir citer tous les collègues avec lesquels j'ai partagé mes travaux, je remercie plus chaleureusement Véronique Boillat Kireev, Okan Yalak, Ruben Merz, François Bonzon, Tomasz Jodlowski, Pierre-Yves Gilliéron et Jing Wu. Ils sont le reflet de nombreux sourires et soleils échangés tout au long de cette recherche. Cette liste ne serait pas complète sans citer Sylvain Pittet, que j'ai eu le bonheur d'encadrer pour son travail de master et dont les résultats ont enrichi ce travail.

La société Ubisense, plus particulièrement David Thierrault, a accueilli l'impulsion que je voulais donner au positionnement radio à ultra-large bande, en nous donnant accès à des données confidentielles. A ce titre, je le remercie, ainsi que tous ses équipiers dont Pete Steggles, Richard Green et Andreas Schürzinger, pour leur précieux support. La concrétisation de cette collaboration n'aurait jamais pu se faire sans les efforts de Corine Zuber, du Service des relations industrielles de l'EPFL, que je salue affectueusement.

King regards à Alan Wright, mon mentor et certainement inspirateur de mon engagement dans cette thèse. Toujours présent face à mes doutes, il est aussi le garant de la qualité des mes productions anglophones.

Finalement, la réussite professionnelle est un corollaire de l'épanouissement personnel. Parmi les éléments moteurs figurent mes plus fidèles supporters, mes parents et ma famille. Erwan, c'est une vie à deux que nous avons créée et qui est devenue une vie de famille pendant cette thèse. Ton amour et ton écoute sont les clés de cette réalisation. Pour toujours, ces années seront pleines des sourires de Kylian et Satine, le plus beau cadeau de la vie.





# Table des matières

<b>Résumé</b>	<b>v</b>
<b>Abstract</b>	<b>vii</b>
<b>Remerciements</b>	<b>ix</b>
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
1.1 Systèmes de localisation basés sur une infrastructure . . . . .	2
1.1.1 Réseaux de capteurs . . . . .	2
1.1.1.1 Transmission par ultrasons . . . . .	2
1.1.1.2 Transmission infrarouge . . . . .	4
1.1.1.3 Capteurs RFID . . . . .	5
1.1.2 Systèmes étendus et locaux de télécommunication . . . . .	5
1.1.2.1 Les téléphones cellulaires . . . . .	5
1.1.2.2 Le Bluetooth . . . . .	7
1.1.2.3 Le WiFi . . . . .	8
1.1.2.4 L'ULB . . . . .	9
1.2 Systèmes autonomes de localisation . . . . .	9
1.2.1 Les MEMS . . . . .	9
1.2.2 Le GPS assisté . . . . .	10
1.2.3 Le map matching . . . . .	10
1.3 Contexte . . . . .	11
1.3.1 Les spécificités de l'intra-muros . . . . .	11
1.3.2 La navigation pédestre . . . . .	12
1.4 Objectifs et contributions de la thèse . . . . .	13
1.5 Organisation du manuscrit . . . . .	16
<b>2 Localisation à partir de MEMS</b>	<b>17</b>
2.1 Biomécanique du déplacement d'un piéton . . . . .	17
2.1.1 Les postures . . . . .	17
2.1.2 Le cycle de marche . . . . .	18
2.2 Capteurs MEMS . . . . .	20
2.2.1 Capteurs inertiels . . . . .	20
2.2.1.1 Accéléromètres . . . . .	20
2.2.1.2 Gyroscopes . . . . .	21
2.2.1.3 Caractérisation et modélisation des erreurs . . . . .	22
2.2.2 Autres capteurs . . . . .	23

2.2.2.1	Magnétomètres . . . . .	23
2.2.2.2	Traitement des perturbations magnétiques . . . . .	24
2.3	Suivre un piéton avec des MEMS . . . . .	26
2.3.1	Un réel outil de navigation . . . . .	26
2.3.2	Architecture centralisée et architecture distribuée . . . . .	26
2.3.2.1	L'architecture centralisée . . . . .	26
2.3.2.2	L'architecture distribuée . . . . .	28
2.3.3	Traitement des signaux MEMS pour la localisation . . . . .	30
2.3.3.1	Intégration des mesures . . . . .	30
2.3.3.2	Reconnaissance de motifs . . . . .	31
2.4	Nouveaux algorithmes de navigation à partir d'une architecture distribuée . . . . .	32
2.4.1	Analyse de l'activité statique : les postures . . . . .	32
2.4.2	Analyse de l'activité dynamique . . . . .	34
2.4.2.1	Identification des pas et classification de l'activité . . . . .	34
2.4.2.2	Estimation de l'amplitude des déplacements . . . . .	36
2.4.2.3	Estimation de l'orientation . . . . .	38
2.5	Conclusion . . . . .	40
<b>3</b>	<b>Radiolocalisation ULB</b> . . . . .	<b>41</b>
3.1	Métriques de radiolocalisation . . . . .	41
3.1.1	Puissance reçue (RSS) . . . . .	42
3.1.1.1	Technique de mesure de la puissance . . . . .	42
3.1.1.2	Modélisation d'une RSS . . . . .	42
3.1.1.3	Algorithmes de localisation . . . . .	42
3.1.2	Direction d'arrivée (AOA) . . . . .	44
3.1.2.1	Technique de mesure d'AOA . . . . .	44
3.1.2.2	Modélisation d'AOA . . . . .	45
3.1.2.3	Algorithmes de localisation . . . . .	47
3.1.3	Temps de vol (TOA & TDOA) . . . . .	47
3.1.3.1	Technique de mesure de temps d'arrivée (TOA) . . . . .	48
3.1.3.2	Techniques de mesure de différences de temps d'arrivée (TDOA) . . . . .	49
3.1.3.3	Modélisation d'une TDOA . . . . .	49
3.1.3.4	Algorithmes de localisation . . . . .	50
3.2	Transmissions Ultra-Large Bande . . . . .	51
3.2.1	Principales interactions électromagnétiques . . . . .	51
3.2.1.1	La transmission et la réflexion . . . . .	51
3.2.1.2	La diffraction . . . . .	53
3.2.1.3	Présence de réflecteurs à l'intérieur . . . . .	55
3.2.2	Caractéristiques du signal ULB . . . . .	55
3.2.2.1	Histoire de l'ULB . . . . .	55
3.2.2.2	Définition de l'ULB . . . . .	56
3.2.2.3	L'ULB impulsionnelle . . . . .	57
3.2.3	Prédispositions pour la localisation . . . . .	58
3.2.3.1	Résolution temporelle fine . . . . .	58
3.2.3.2	Pénétration des matériaux . . . . .	59

3.2.3.3	Télécommunication robuste sans fil . . . . .	60
3.3	Traitement des mesures intra-muros . . . . .	61
3.3.1	Modèle de propagation intra-muros appliqué à l'ULB . . . . .	61
3.3.2	Atténuation des biais issus des trajets multiples . . . . .	62
3.3.2.1	Modélisation paramétrique . . . . .	62
3.3.2.2	Exploitation de modèles a priori . . . . .	62
3.3.2.3	Analyse des distributions . . . . .	62
3.3.2.4	Des approches fragiles ? . . . . .	63
3.3.3	Impact du corps humain sur la transmission ULB . . . . .	63
3.3.3.1	Expérimentation . . . . .	63
3.3.3.2	Confrontation avec la théorie . . . . .	64
3.4	Conclusion . . . . .	67
<b>4</b>	<b>Hybridation des mesures MEMS et des signaux radio ULB</b>	<b>69</b>
4.1	Intégration au moyen d'un filtre de Kalman . . . . .	70
4.1.1	Rappel théorique . . . . .	70
4.1.1.1	Les méthodes d'estimation . . . . .	70
4.1.1.2	Le Filtre de Kalman . . . . .	71
4.1.1.3	Le filtre de Kalman non linéaire . . . . .	72
4.1.2	Analyse préliminaire . . . . .	73
4.1.3	Construction du filtre en couplage lâche . . . . .	74
4.1.3.1	Modèle de mouvement du système . . . . .	74
4.1.3.2	Modèle de mesure . . . . .	77
4.1.3.3	Tri des mesures . . . . .	77
4.1.4	Construction du filtre en couplage serré . . . . .	79
4.1.4.1	Modèle de mouvement du système . . . . .	80
4.1.4.2	Modèles de mesure MEMS . . . . .	81
4.1.4.3	Modèles de mesure ULB . . . . .	82
4.1.4.4	Tri des mesures . . . . .	85
4.2	Filtrage robuste des mesures ULB . . . . .	88
4.2.1	Traitement géométrique des mesures radio . . . . .	90
4.2.1.1	Localisation à partir de deux AOA . . . . .	90
4.2.1.2	Localisation à partir d'une AOA et d'une TDOA . . . . .	91
4.2.1.3	Intersection d'hyperboloïdes à partir de TDOA . . . . .	92
4.2.2	Algorithme RANSAC . . . . .	96
4.2.2.1	Rappel théorique . . . . .	96
4.2.2.2	Application à la radionavigation pedestre . . . . .	97
4.2.2.3	Intégration dans le filtre d'hybridation ULB/MEMS . . . . .	99
4.3	Conclusion . . . . .	99
<b>5</b>	<b>Expérimentation et analyse des performances</b>	<b>101</b>
5.1	Collecte des données expérimentales . . . . .	101
5.1.1	Equipements . . . . .	101
5.1.1.1	MEMS . . . . .	101
5.1.1.2	Modules ULB . . . . .	102
5.1.1.3	Synchronisation des mesures . . . . .	103
5.1.2	Description des tests . . . . .	105

5.1.2.1	Marquage au sol des points de passage. . . . .	105
5.1.2.2	Scénario n°1 . . . . .	106
5.1.2.3	Scénario n°2 . . . . .	106
5.1.2.4	Scénario n°3 . . . . .	107
5.2	Procédure d'analyse des résultats . . . . .	108
5.2.1	Création des trajectoires de référence . . . . .	108
5.2.2	Nature des trajectoires expérimentales calculées . . . . .	109
5.2.3	Paramètres utiles à l'analyse des performances . . . . .	109
5.3	Performances de localisation . . . . .	110
5.3.1	Traitement du scénario n°1 . . . . .	110
5.3.1.1	Premier parcours . . . . .	110
5.3.1.2	Deuxième parcours . . . . .	112
5.3.1.3	Troisième parcours . . . . .	114
5.3.1.4	Conclusion . . . . .	114
5.3.2	Traitement du scénario n°2 . . . . .	116
5.3.2.1	Premier parcours . . . . .	116
5.3.2.2	Deuxième parcours . . . . .	117
5.3.2.3	Troisième parcours . . . . .	118
5.3.2.4	Conclusion . . . . .	119
5.3.3	Traitement du scénario n°3 . . . . .	120
5.3.3.1	Premier parcours . . . . .	120
5.3.3.2	Deuxième parcours . . . . .	122
5.3.3.3	Troisième parcours . . . . .	123
5.3.3.4	Conclusion . . . . .	125
5.3.4	Analyse globale . . . . .	126
5.3.4.1	Analyse statistique de la précision . . . . .	126
5.3.4.2	Influence des corrections de type RANSAC . . . . .	129
5.4	Conclusion . . . . .	131
<b>6</b>	<b>Conclusions &amp; Perspectives</b>	<b>133</b>
6.1	Conclusions . . . . .	133
6.1.1	Caractérisation de la localisation par MEMS . . . . .	133
6.1.2	Caractéristiques de la radiolocalisation ULB . . . . .	134
6.1.3	Influence de l'espace intra-muros . . . . .	134
6.1.4	Influence du piéton sur la radiolocalisation ULB . . . . .	135
6.1.5	Analyse de la fiabilité . . . . .	135
6.1.6	Analyse des stratégies de couplage MEMS/ULB . . . . .	136
6.2	Perspectives . . . . .	137
	<b>Bibliographie</b>	<b>139</b>
	<b>Annexe</b>	<b>145</b>
<b>A</b>	<b>Marquage au sol</b>	<b>145</b>
<b>B</b>	<b>Indoor Navigation of Emergency Agents</b>	<b>147</b>

**Curriculum Vitae**

**158**



# Chapitre 1

## Introduction

*Le doute est père de la création.  
[Galilée]*

L'Europe déploie des ressources financières et humaines colossales dans le développement des services d'urgence ou de sauvetage. Cette action est plus particulièrement perceptible dans la définition et la mise en place du numéro d'appel d'urgence 112. De ce nouveau service découle la nécessité, voire à terme l'obligation, pour l'opérateur de téléphonie mobile de localiser avec précision les personnes à l'origine de l'appel, qu'elles se trouvent à l'intérieur ou à l'extérieur d'un bâtiment. Le but est de prodiguer les mesures adéquates dans un délai très court. Or cette nécessité soulève des problèmes techniques concrets. Aujourd'hui, alors que l'on sait localiser une personne avec aisance en environnement dégagé, notamment grâce aux technologies GNSS (Global Navigation Satellites System), ce constat n'est pas vrai pour l'intra-muros.

L'initiative européenne GALILEO de déploiement d'un système de navigation composé de trente satellites placés sur trois orbites répondra partiellement à ce nouveau besoin. Quatre services de diffusion des signaux de localisation avec des niveaux de précision, de disponibilité, d'intégrité et de garantie différents seront disponibles. Les caractéristiques de ces services apporteront une véritable valeur ajoutée au système de localisation et permettront l'émergence de nouvelles prestations comme celles de sécurité complétées par des infrastructures terrestres. L'interopérabilité de GALILEO avec les systèmes GPS et GLONASS existants permettra aux utilisateurs de naviguer dans des zones encore plus obstruées, mais qui restent principalement à l'extérieur des bâtiments.

Du fait de l'absence de visibilité directe vers les satellites, les technologies GNSS sont moins efficaces à l'intérieur des bâtiments. Cette limitation s'est assouplie avec l'introduction d'une part des récepteurs HSGPS, soit de haute sensibilité, et d'autre part de la technologie du GPS assisté (AGPS). Les récepteurs HSGPS permettent de travailler dans un espace intra-muros où l'atténuation du signal GPS est modérée. Différentes études [1] montrent des résultats prometteurs dans des bâtiments à ossature en bois ou sous des verrières où l'affaiblissement est de l'ordre de 2 dB. Mais

les atténuations induites par des structures en béton, d'environ 23 dB, sont trop importantes pour permettre une réception suffisante. La technologie AGPS, quant à elle, utilise les récepteurs GPS d'un opérateur afin d'aider le terminal mobile à identifier les signaux qu'il doit capter [2]. Elle permet aux terminaux mobiles de détecter et de démoduler des signaux GPS de très faible amplitude. La combinaison de ces deux technologies fournit une solution adaptée à la navigation dans un environnement bâti léger, mais elle ne répond pas au problème de localisation en intra-muros profond.

Plusieurs autres technologies, qui ne font pas appel à la télécommunication spatiale, ont été développées pour la localisation intra-muros. Leur grande diversité complique toute démarche de présentation synthétique de ces dernières. Cependant on distingue deux catégories de solutions. Les systèmes de localisation qui s'appuient sur une infrastructure installée dans le bâtiment, où le piéton se déplace, forment la première catégorie. Par opposition, les systèmes qui ne dépendent pas d'un équipement pré-installé appartiennent à la seconde catégorie. On parle alors de solutions autonomes de localisation.

Le tableau 1.1 compare plusieurs technologies de localisation destinées à l'intra-muros, exposées ci-après.

## 1.1 Systèmes de localisation basés sur une infrastructure

Ces technologies s'appuient sur une infrastructure spécifique pour localiser des objets ou des personnes. Leurs caractéristiques dépendent principalement de la nature des équipements déployés. On distingue les réseaux de capteurs, des systèmes de télécommunication étendus ou locaux.

### 1.1.1 Réseaux de capteurs

Les systèmes formés d'un réseau de capteurs profitent de la variété des équipements existants pour offrir des solutions de localisation originales et performantes. Les technologies qui suscitent le plus d'intérêt sont la transmission par ultrasons, la transmission infrarouge et le RFID (Radio Frequency IDentification).

#### 1.1.1.1 Transmission par ultrasons

L'onde sonore est produite par la vibration mécanique de molécules dans l'air. Sa vitesse de propagation dépend de caractéristiques de l'environnement telles que la température, l'humidité et la pression atmosphérique.

Le système « Cricket » [4] illustre une réalisation d'un système hybride de localisation par ultrasons et fréquences radio. Soient une impulsion sonore et un signal RF émis en même temps. Comme la vitesse de l'onde radio est beaucoup plus grande



Technologies	Traitement	Précision (2D)	Avantages	Facteurs limitants
<b>Systèmes de localisation basés sur une infrastructure qui préexiste dans le bâtiment</b>				
<b>Bluetooth RFID</b>	Identification de la cellule	dépend de la taille de la cellule	simple et compatible avec les équipements existants	quantité et taille des cellules
<b>WiFi</b>	AOA	$\leq 100$ m	une position dès 2 stations de base	les réflexions, la distance entre la station de base et le mobile, la qualité de l'antenne
	TOA	1 - 50 m	très précis	les réflexions, le décalage d'horloge entre le mobile et la station de base
	TDOA	1 - 50 m	très précis	les réflexions
	RSS	modèle de propagation $\sim 10$ m, Fingerprinting 1 - 5 m	très précis, compatible avec les équipements existants	création de la base de données RSS ou des modèles de propagation
<b>ULB</b>	AOA	quelques décimètres	une position dès 2 stations de base	la distance entre le mobile et la station de base, la qualité de l'antenne
	TDOA	quelques décimètres	très précis	la faible puissance d'émission, la forte densité de stations de base requise
<b>Systèmes de localisation autonomes et indépendants du bâtiment</b>				
<b>AGPS &amp; HSGPS</b>	récepteur assisté par un système terrestre	$\leq 5$ m	accélère l'initialisation à froid et améliore la sensibilité	les réflexions, non fonctionnel en intra muros profond
<b>MEMS</b>	navigation à l'estime	5% de la distance parcourue	système autonome, position disponible en continu	précision dégradée par les dérives des capteurs

TABLEAU 1.1 – Comparaison de plusieurs technologies de localisation intra-muros extrait de [3]. AOA : angle of arrival. TOA : time of arrival. TDOA : time difference of arrival. RSS : receiver signal strength.

que celle du son, ce dernier arrive après le signal radio. Le système peut donc mesurer la différence de temps d'arrivée (TDOA) et en déduire l'éloignement entre l'émetteur et le récepteur mobile. La position du mobile est calculée par trilatération (cf figure 1.1) à partir de mesures enregistrées sur plusieurs émetteurs et dont les coordonnées sont connues.

Pour garantir une bonne précision, des récepteurs à ultrasons de haute sensibilité sont indispensables. Malheureusement ces derniers sont aussi sensibles à des bruits, comme le cliquetis de clés, qui faussent les mesures de distances. Comme la vitesse de propagation dépend du milieu, une imprécision sur une valeur de pression, de température ou d'humidité, introduit une erreur sur le calcul de distance. Parmi ces trois paramètres, les variations de température ont le plus fort impact sur la vitesse du son. Or à l'intérieur des bâtiments, les gradients de température peuvent être très grands sur des distances très courtes, par exemple entre une fenêtre et des équipements informatiques. Enfin tant la réfraction, que la réflexion augmentent les temps de propagation du son et faussent la mesure de distance. Pour toutes ces

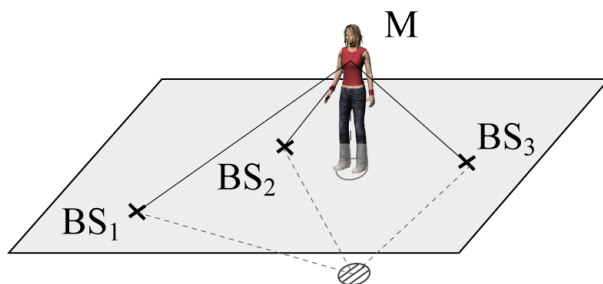


FIGURE 1.1 – *Trilatération à partir de trois distances. Les émetteurs correspondent aux stations de base  $BS_i$  et le récepteur mobile, porté par le piéton, au point M. Dans  $\mathbb{R}^3$ , on obtient deux solutions. La connaissance de la position du mobile par rapport au plan, formé par les  $BS_i$ , lève l'ambiguïté.*

raisons, l'utilisation des ultrasons en localisation intra-muros reste délicate.

#### 1.1.1.2 Transmission infrarouge

Le rayonnement infrarouge (IR) est un rayonnement électromagnétique, dont la longueur d'onde se situe entre celle de la lumière visible et celle des micro-ondes. Lorsqu'une personne qui porte un badge passe près d'une borne IR, on peut lui associer sa position ou calculer la distance qui les sépare.

Un développement original de l'utilisation cette technologie en localisation est le système « HiBall » [5]. Une matrice de trois mille diodes, qui émettent de la lumière infrarouge, habille le plafond d'une pièce. Le récepteur mobile est un équipement à symétrie dodécaédrique qui contient six lentilles sur le dessus et six photodiodes latérales. Ces dernières sont excitées selon une séquence fixe qui permet d'estimer la position et l'orientation du mobile. Malgré une très grande précision de localisation, la complexité de ce système le rend pratiquement inexploitable pour des applications de navigation pédestre. Seul le monde de la réalité virtuelle peut justifier les hautes exigences du système « HiBall » en termes de précision et de coûts d'exploitation.

Ce constat s'étend à tous les systèmes de localisation par infrarouge. Les équipements IR souffrent d'une portée limitée. Garantir une bonne précision de localisation implique une forte densité de bornes et d'importants frais d'installation. De plus, la lumière directe du soleil et une forte chaleur ambiante introduisent des dysfonctionnements. Ces situations se retrouvent facilement à l'intérieur, par exemple derrière les fenêtres d'une pièce ou dans un local hébergeant des machines qui émettent de la chaleur. Enfin l'IR ne peut pas traverser les murs, ni les surfaces opaques. Ces limitations restreignent fortement le champ d'application de cette technologie.

Notons cependant que la plupart des solutions de localisation intra-muros existantes imposent aux usagers de porter un badge spécifique. L'emploi de l'IR peut remédier à cet inconvénient en exploitant le rayonnement thermique de l'homme. Kemper [6] présente les résultats d'essais effectués avec trois capteurs placés dans les coins d'une pièce de  $5 \times 4.7 \text{ m}^2$  et obtient une erreur maximale de 80 cm sur la localisation d'une

personne.

### 1.1.1.3 Capteurs RFID

Cette technologie d'identification automatique s'appuie sur des radio-étiquettes actives ou passives qui communiquent entre elles, le tout à un très faible coût. Techniquement, les RFID peuvent être comparés à des systèmes de codage à barres. Cependant le code-barres est remplacé par une puce électronique en silicium dotée d'une antenne, et l'identification se fait par radio et non pas par lecture optique. Les données stockées sur l'étiquette RFID ne peuvent être lues qu'à des distances limitées.

Contrairement aux RFID passifs, les radio-étiquettes actives contiennent leur propre alimentation, ce qui augmente leur portée. Mais cette distance reste limitée et se situe, en général, entre quelques centimètres et dix mètres. Un système de localisation basé sur du RFID estime la position du piéton lorsqu'il passe à proximité d'une borne RFID. Cette technologie fournit donc une suite de points de passage, mais n'offre pas de véritable capacité de suivi du piéton dans ses déplacements.

Notons cependant que leur faible coût et l'évolution des techniques permettant d'augmenter leur portée en font une technologie très populaire. Leur développement augmente rapidement surtout dans le cadre des réseaux omniprésents de détecteurs (Ubiquitous Sensor Network). Aujourd'hui, les radio-étiquettes s'intègrent dans les textiles pour améliorer la gestion des marchandises en entrepôt et optimiser les manipulations en magasin. La localisation à l'intérieur des bâtiments de personnes habillées de RFID sonne comme une musique d'avenir.

## 1.1.2 Systèmes étendus et locaux de télécommunication

Pour des raisons principalement économiques, il est intéressant de faire valoir les infrastructures de télécommunication existantes à des fins de localisation. Parmi ces équipements, on distingue les systèmes étendus de télécommunication des systèmes locaux, car ces derniers couvrent une plus petite zone géographique. Le GSM (Global System for Mobile) et l'UMTS (Universal Mobile Telecommunication System) appartiennent à la première catégorie. Les systèmes radio basés sur la norme IEEE 802.11, tels que le Bluetooth, le WiFi (Wireless Fidelity) ou encore l'ULB (Ultra-large Bande), s'adressent à des communications à plus petite échelle.

### 1.1.2.1 Les téléphones cellulaires

**Le GSM.** C'est la norme numérique de la téléphonie mobile située dans les gammes de fréquences des 900 MHz ou des 1800 MHz. Utilisé notamment pour effectuer des appels de détresse, l'intérêt pour la localisation s'est tout naturellement porté sur les réseaux GSM. Les techniques de localisation employées sont de trois types : l'identification de la cellule (Cell ID), la trilatération à partir de mesures temporelles ou la triangulation basée sur des mesures de direction d'arrivée.

Le Cell ID est la technologie la moins coûteuse. La position de l'utilisateur est associée aux coordonnées de l'antenne qui relaye la communication dans la cellule identifiée. La figure 1.2 illustre ce principe. Cette localisation est très rapide, mais elle est peu précise car elle est proportionnelle à la taille de la cellule. Plus la zone de couverture est vaste, moins la localisation est précise. En zone urbaine, la précision varie entre 100 et 700 mètres, alors qu'en zone rurale, elle peut atteindre 10 kilomètres.

Les mesures temporelles résultent du temps écoulé entre l'émission et la réception d'un même signal GSM depuis le portable sur un relais. La mesure de temps sur un signal aller-retour permet de s'affranchir des problèmes de synchronisation entre l'horloge du portable et celle du relais. Plusieurs mesures de TDOA conduisent au calcul de trilatération, exposé précédemment (cf figure 1.1). Une autre technique dénommée « Uplink Time Difference of Arrival » utilise ce principe [7].

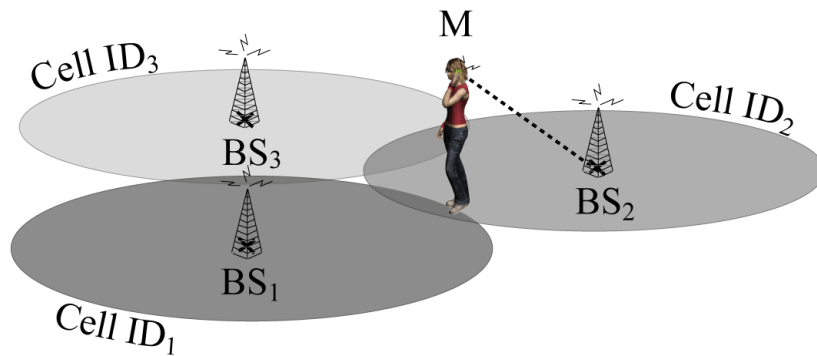


FIGURE 1.2 – *Principe du Cell ID. Le mobile, annoté M, est en communication téléphonique via le relais, annoté BS<sub>2</sub>. Sa position est associée à la cellule, annotée Cell ID<sub>2</sub>.*

La triangulation, illustrée sur la figure 1.3, se fait à partir de mesures de directions d'arrivée, « angle of arrival » (AOA), du signal GSM sur les stations fixes. Des réseaux d'antennes, montés sur les relais, sont utilisés pour estimer les angles. La meilleure intersection possible de droites - décrites par les coordonnées du relais et les AOA - donne la position du téléphone mobile. Cette solution est coûteuse en termes d'équipements sur les relais et elle est imprécise. Une erreur sur les directions d'arrivée entraîne une erreur sur la position, qui augmente à mesure que l'on s'éloigne de la station fixe. Le cas où les relais sont alignés est aussi source d'imprécision.

**L'UMTS.** Il s'agit d'un service de téléphonie de 3<sup>ème</sup> génération proposé depuis fin 2004. Le projet 3GPP (3rd Generation Partnership Project), lancé en 1998, est un accord de collaboration visant à établir des spécifications, applicables au niveau mondial, des systèmes de communication de la 3<sup>ème</sup> génération. Il participe aussi à la normalisation des formats de télécommunication. Le fruit de ce travail est notamment la définition d'un volet géographique décrit par la spécification technique 3GPP UGAD [8]. Son contenu (cf tableau 1.2) offre l'avantage de travailler avec une norme commune pour la description de la position et d'autres indicateurs de qualité. En conséquence, le standard UMTS intègre directement la notion de localisation.

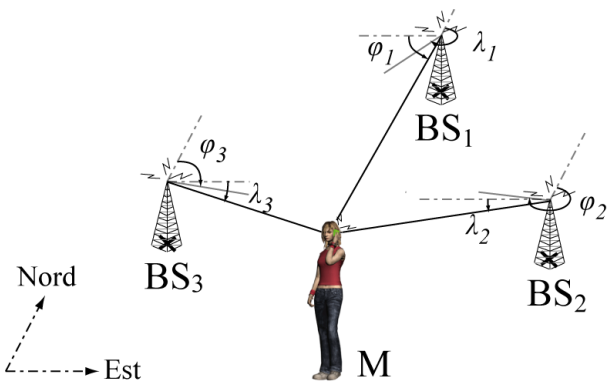


FIGURE 1.3 – Calcul de la position  $M$  du mobile par triangulation. Les angles  $\lambda$  et  $\varphi$  correspondent respectivement aux angles dans les plans horizontal et vertical.

Bit n°								byte n°										
MSB								LSB										
7	6	5	4	3	2	1	0											
Id										0								
S		latitude								1								
										2								
										3								
										4								
longitude										5								
										6								
D		altitude								7								
										8								
0		uncertainty semi-major								9								
0		uncertainty semi-minor								10								
		orientation of major axis								11								
0		uncertainty altitude								12								
0		confidence								13								
GPS TOW										14								
										15								
										16								
Shape				spare						17								
bearing										18								
horizontal Speed										19								
uncertainty speed										20								
TTF										21								
										22								

TABLEAU 1.2 – Description du volet géographique du message 3GPP défini par les spécifications techniques 23.031

### 1.1.2.2 Le Bluetooth

Le standard Bluetooth est un protocole de communication courte distance, généralement de l'ordre de plusieurs mètres, destiné à remplacer le port infrarouge et les connexions par câble. Les équipements Bluetooth s'organisent sous forme de mini-cellules, à l'image des systèmes de téléphones cellulaires. Lorsqu'une communication a lieu, la position du mobile est associée avec le centre de la cellule. L'utilisation du Bluetooth pour localiser des piétons est onéreuse car la taille d'une cellule est petite. Il faut donc équiper l'espace avec un très grand nombre de capteurs, ce qui rend cette technologie quasiment inexploitable.

### 1.1.2.3 Le WiFi

Les standards IEEE 802.11a, b et g, plus connus sous le nom de WiFi, offrent de plus longues portées et une bande passante plus large que le Bluetooth. Les technologies WiFi de localisation s'appuient sur des caractéristiques physiques connues de propagation radio pour estimer la position du piéton. Les mesures peuvent être les mêmes que précédemment : temps d'arrivée, différence de temps d'arrivée et directions d'arrivée. Cependant les réseaux WiFi emploient plus facilement l'information de puissance du signal reçue car, contrairement aux mesures de temps, cette dernière ne nécessite aucune modification des équipements. Calculer une position à partir de la puissance est plus délicat qu'à partir de temps. On peut, soit exploiter des modèles de propagation pour calculer des éloignements entre le mobile et les stations fixes puis appliquer une trilatération, soit utiliser la technique du « Fingerprinting ».

Cette dernière technique est, sans conteste, la plus répandue en localisation WiFi. Elle repose sur une base de données contenant les valeurs de puissance reçue sur tous les points d'une grille qui couvre l'espace intra-muros désiré. Lorsque la mesure de puissance d'un piéton est disponible, on compare cette valeur avec les éléments de la base de données. Ensuite on associe à la position du piéton celle du point géographique correspondant. La figure 1.4 illustre ce principe. La base de données constituée est le reflet exact de la propagation dans un milieu donné, ce qui signifie notamment qu'elle modélise l'impact des trajets multiples sur la propagation radio. Ce considérable avantage dépend de la justesse de la base de données. Or la simple ouverture ou fermeture d'une porte métallique peut modifier l'intensité du signal reçu en un lieu donné et fausser le résultat. Sachant qu'il est quasiment impossible de garantir une mise à jour continue de la base de données, localiser des mobiles par « Fingerprinting » implique une certaine imprécision. Quelque soit la fiabilité de la base de données, la précision de cette technique dépend principalement de la taille de la grille.

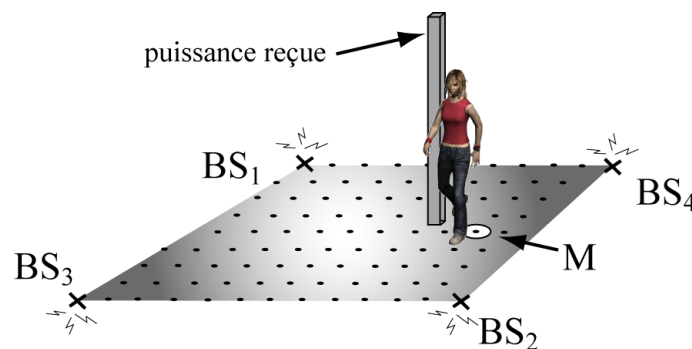


FIGURE 1.4 – Schéma de principe de fonctionnement du « Fingerprinting ». Les mesures de puissance, représentées par le dégradé du plan, ont été enregistrées sur toutes les marques de la grille. La position du piéton M est associée à la marque la plus probable, en fonction de la puissance reçue.

L'espace intra-muros industriel, voire public, est de plus en plus équipé de bornes WiFi. L'existence de cette infrastructure accroît l'intérêt pour la localisation WiFi.

Cependant ces équipements sont onéreux. La densité actuelle des bornes WiFi permet d'identifier par « Fingerprinting » la pièce dans laquelle un individu se trouve, plutôt que sa position dans cette pièce. Pour répondre aux besoins de navigation pédestre, des solutions hybrides sont imaginées. Des informations WiFi couplées avec une autre technologie, souvent des mesures inertielles, sont traitées via des approches probabilistiques [9].

#### 1.1.2.4 L'ULB

La technologie ULB a été développée dans les années 1960 pour des applications radar de communication sans fil. Elle transmet des données haut débit réparties sur une large bande passante ( $> 500$  MHz). Comparée à la très grande quantité de données transmises, l'énergie émise est très faible. En général, les opérations de localisation se font avec des systèmes ultra-large bande impulsionnels. L'émission de train d'impulsions, chacune de durée très brève (ps, ns), sur une large bande assure une grande résolution temporelle. Deux avantages en découlent. Elle permet de mieux distinguer deux impulsions émises et elle résiste mieux aux trajets multiples. De plus, la précision de localisation, obtenue principalement par trilatération, est de l'ordre du décimètre.

L'ULB fournit la meilleure précision de localisation parmi tous les systèmes de localisation basés sur une infrastructure et présentés plus haut. Notons enfin que l'approbation européenne de normes de transmission ULB est récent puisqu'elle remonte à février 2007. Le chapitre 3 est entièrement consacré à la radiolocalisation et plus particulièrement à la radiolocalisation ULB.

## 1.2 Systèmes autonomes de localisation

Les solutions de localisation dites autonomes ne s'appuient pas sur des installations préexistantes dans l'espace où le piéton se déplace. Elles déterminent la position de l'utilisateur surtout à partir des équipements qu'il porte. On en dénombre principalement trois : les systèmes micro-électromécanique (MEMS), l'AGPS et le « map-matching ».

### 1.2.1 Les MEMS

Les MEMS sont des capteurs qui intègrent différents éléments mécaniques sur un substrat commun. Les accéléromètres, les magnétomètres, les gyroscopes ou encore les baromètres sont des exemples classiques de MEMS. Utilisés en localisation, ils permettent de suivre les déplacements d'une personne grâce à un procédé de navigation à l'estime, où la position actuelle du piéton est estimée sur la base des mesures relatives (angles, distances) à partir du dernier point connu en coordonnées. Cette technologie récente offre une solution de localisation autonome et disponible en continu. Malheureusement des erreurs importantes, principalement dues à une dérive des capteurs, affectent la précision de localisation. L'erreur sur la position croît rapidement au cours du temps. Le chapitre 2 porte sur la localisation pédestre

MEMS. Notons qu'une contribution de cette thèse au projet européen LIAISON [10] a abouti au développement d'un système MEMS de navigation destiné aux pompiers et qui offre une précision horizontale de l'ordre de 3 à 5 % de la distance parcourue.

### 1.2.2 Le GPS assisté

La technologie AGPS assiste le terminal mobile GPS, situé dans un environnement où la réception de signaux GPS est difficile, avec les données d'un récepteur de référence, situé en environnement dégagé et connecté à un serveur AGPS. À partir des almanachs, éphémérides et informations temporelles de référence, le serveur calcule des données spécifiques qu'il envoie au terminal mobile. L'objectif principal de cette assistance est d'améliorer la sensibilité du terminal mobile, de l'aider à surmonter les interruptions de réception des signaux satellitaires et de réduire le temps requis pour la première connexion ou TTFF (Time To First Fix).

Bien que cette technologie dépende de deux sources externes : un serveur et un réseau de télécommunication, on peut la classer parmi les systèmes autonomes. En effet, les deux sources externes ne sont pas spécifiques à l'immeuble où le piéton évolue et, à ce titre, ne dépendent pas d'une infrastructure préexistante dans le bâtiment. Conçue pour des zones où la réception GPS est difficile, l'AGPS permet de travailler dans des canyons urbains et de l'intra-muros léger. Cependant son emploi en intra-muros profond est plus restreint. Les difficultés sont accrues lorsque les obstacles à l'intérieur introduisent de fortes erreurs via des trajets multiples. Le récent succès de l'AGPS auprès des opérateurs télécom ne doit pas cacher ces enjeux techniques indissociables de l'espace intra-muros.

### 1.2.3 Le map matching

Un système de navigation pédestre doit garantir la fiabilité des informations remises à l'utilisateur. Or les solutions de localisation décrites plus haut sont toutes dégradées par des erreurs. Pour contrer cette imprécision, la technique du « map-matching » utilise les données géoréférencées afin de corriger la position du piéton.

À l'image des systèmes de navigation routière, il est possible de définir des routes pour les piétons. Par exemple, les algorithmes développés par Spassov [11] s'appuient sur un modèle constitué à la fois de noeuds et de segments qui relient ces derniers. La carte navigable modélise les passages empruntés par les piétons, tels que les couloirs ou les escaliers. Une approche bayésienne associe ensuite les résultats issus de la navigation à l'estime aux éléments de la carte. Ce processus, illustré sur la figure 1.5, augmente fortement la fiabilité et la précision de la position calculée. D'autres procédés exploitent des modèles plus simples pour éliminer des déplacements invraisemblables, tels que la traversée de murs. Même une carte raster assez grossière, par exemple issue d'une numérisation, permet d'effectuer du « map-matching » [12].



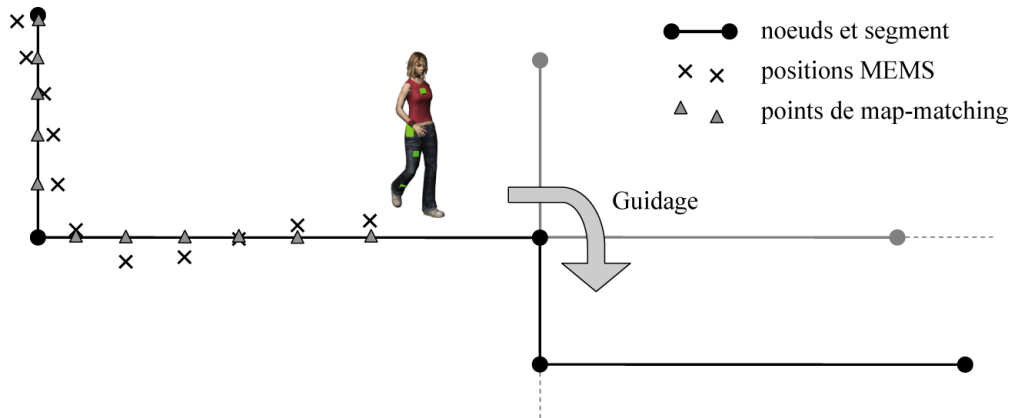


FIGURE 1.5 – Schéma de principe du « map-matching ». Un piéton est équipé d'un système de navigation MEMS. Par « map-matching », les positions mesurées sont corrigées en fonction des éléments de la base de données géographiques. Cette dernière peut ensuite être exploitée pour guider le piéton.

## 1.3 Contexte

La plupart des méthodes de localisation en environnement construit se sont développées avec l'émergence de nouveaux services géodépendants, appelés aussi LBS (Location Based Services). Ces services délivrent une prestation à un usager en fonction de sa position géographique. Cette expansion résulte aussi de la grande disponibilité de données géographiques avec des thématiques variées (carte de navigation, images satellites, etc.). Le succès de l'application « Google Earth » illustre bien ce phénomène.

### 1.3.1 Les spécificités de l'intra-muros

La commercialisation de services géodépendants destinés aux piétons se heurte encore à l'absence de solutions de localisation suffisamment fiables pour assurer un suivi exact et continu des piétons à l'intérieur des bâtiments. L'explication principale est que l'environnement intra-muros se distingue de l'extérieur pour bien des aspects.

**Identifier de l'étage.** En principe, l'espace intra-muros englobe plusieurs étages qu'il faut identifier à partir des données de localisation. Il existe plusieurs façons de procéder. La première consiste à suivre en continu le piéton dans les ascenseurs et les escaliers. La technologie MEMS permet ce suivi (cf chapitre 2). Dans la seconde méthode, la nature des signaux détectés fixe l'étage. L'illustration la plus parlante est donnée par la technologie RFID. Enfin, si les signaux peuvent se propager au travers des planchers, la hauteur peut être fixée via le calcul de la position du piéton. C'est le cas des applications AGPS.

**Offrir d'avantage de précision.** Le dimensionnement des espaces intra-muros est en général conçu à une plus petite échelle qu'à l'extérieur. Il répond à d'autres fonctionnalités de circulation, comme les couloirs ou les portes. Les exigences en

termes de précision horizontale sont donc plus hautes qu'à l'extérieur. En navigation pédestre, l'objectif visé est de quelques mètres en planimétrie.

**Exploiter les infrastructures disponibles.** Les bâtiments sont déjà pourvus d'installations telles que l'alimentation, le chauffage, l'éclairage, les téléphones, les systèmes de sécurité, les caméras, les systèmes d'identification par badge, etc. Ces installations peuvent contribuer à la localisation. Les exploiter est d'autant plus judicieux que l'idée de devoir installer et maintenir une infrastructure spécifique intra-muros ne bouleverse pas la pratique.

**Contenir les interférences.** Une multitude de composants électroniques équipent les bâtiments. Ils induisent des phénomènes d'interférences, au même titre que les équipements radio, de faible portée, utilisés par les usagers mobiles. Leur nombre et leur variété croissent de manière exponentielle.

**Traiter la perturbation de la propagation.** Les bâtiments sont remplis « d'obstacles ». Ce terme désigne ici tout élément susceptible de refléter, de bloquer ou de disperser un signal. La structure d'un bâtiment (murs, planchers, charpente), les équipements (ascenseurs, escaliers roulants, ventilation, conduites) et le mobilier (armoires, luminaires), parfois même mobile, sont des obstacles. Bien que ces éléments existent aussi à l'extérieur, leur plus grande proportion à l'intérieur complique fortement la tâche de localisation. L'existence de nombreux signaux réfléchis ou ayant traversé des matériaux diminue les performances de localisation.

**Combattre l'atténuation.** La zone de déplacement d'un piéton dans un bâtiment correspond à une segmentation par étage. L'architecture de l'intra-muros favorise la propagation des signaux en ligne droite selon des angles quasi-horizontaux. Ils doivent traverser des parois, du mobilier et même des personnes, ce qui atténue le signal. Le chapitre 3 révèle notamment à quel point le corps humain fait écran à la propagation de certains signaux radio.

Cet inventaire montre à quel point la conception et l'étude de n'importe quel système de localisation intra-muros passe par la prise en compte de deux facteurs clé : l'extrême atténuation et l'impact des trajets multiples.

### 1.3.2 La navigation pédestre

Lorsque l'on s'intéresse à la navigation pédestre, d'autres dimensions s'ajoutent : la complexité de la marche, le comportement du piéton et la tolérance dans la dépendance à une infrastructure spécifique. Une analyse de la demande permet d'appréhender ces dimensions.

Le besoin premier est de continuer à se localiser dedans, puisqu'on est habitué à le faire dehors à l'aide du GPS. Mais ce besoin très général se décline sous des formes très diverses lorsque l'on s'intéresse aux applications sous-jacentes. En voici quelques-unes.

**Le restaurant du futur.** La localisation intra-muros est au service du restaurant du futur. L'établissement Qivasou [13] localise le plateau de ses clients à l'aide d'un service de positionnement. Le but est d'apporter au client le repas qu'il a commandé à la caisse de restauration rapide, sachant qu'il est libre de s'asseoir où il veut. Cette application requiert une précision de l'ordre de la taille d'une table et peut confortablement s'appuyer sur une infrastructure spécifique montée dans le restaurant puisque sa couverture géographique est très bien définie. Un système de localisation par ondes ULB est employé.

**Une application ludique.** Le système REXplorer [14] propose une application touristique dans le but de faire découvrir des monuments historiques de Regensburg (Allemagne). Le système délivre des informations suivant la localisation des touristes et propose des activités ludiques. Il utilise des technologies de localisation GPS combinées au Bluetooth. Le parcours est enregistré puis délivré au touriste via une interface web. Comme les rues étroites et l'entrée dans les bâtiments réduisent les performances de localisation, le piéton a la possibilité de corriger manuellement sa position.

**Les interventions en urgence** De nombreuses applications sont destinées aux professionnels qui interviennent en urgence ou dans des environnements dangereux. On peut citer l'entretien des lignes électriques aériennes, l'intervention de la police ou encore l'action des pompiers. Les préoccupations de navigation pédestre sont alors bien différentes. Ainsi en cas d'incendie, le système de localisation destiné aux pompiers ne peut pas s'appuyer sur une infrastructure spécifique au bâtiment puisque cette dernière risque d'être détruite. La nature de leurs déplacements est aussi particulière. Par exemple, ils descendent les escaliers à reculons pour des questions de sécurité. En conséquence, seul un système de navigation fiable et indépendant de l'infrastructure peut être proposé. Une telle solution innovante de localisation, dont l'originalité est notamment de se déployer pendant l'intervention, constitue une contribution personnelle importante connexe à cette recherche (voire Annexe B).

La diversité des besoins, illustrée par ces trois exemples, montre que la conception d'une solution de navigation pédestre ne peut pas être universelle, mais doit répondre à des critères spécifiques aux applications considérées.

## 1.4 Objectifs et contributions de la thèse

Concevoir « la solution de navigation pédestre intra-muros » est utopique, mais vouloir s'en approcher et contribuer à obtenir une solution de localisation précise, disponible en continu et fiable est le moteur de cette recherche.

La **précision** recherchée est de 1 mètre en planimétrie. Cette précision permet d'identifier la position d'une personne dans une pièce. Elle est significative par rapport à la taille des principaux éléments de circulation, que sont les portes et les couloirs. Enfin, elle est suffisante pour distinguer deux individus. Même si identifier

l'étage où se déplace le piéton est suffisant pour beaucoup d'applications, les algorithmes devront être conçus en 3D et fournir une coordonnée plus fine en altimétrie. Une plus grande précision peut, par exemple, s'avérer très utile pour identifier une personne immobile en détresse physique.

Nous avons vu que la localisation par ondes ULB fournit la meilleure précision de localisation parmi les systèmes basés sur une infrastructure. Dépendante d'installations fixes, cette solution permet aussi de déterminer aisément l'étage où se trouve l'émetteur mobile. Ces deux éléments en font un bon candidat pour notre recherche.

La **disponibilité** de la position du piéton doit être permanente, ce qui signifie que la probabilité avec laquelle la solution de localisation est capable d'estimer la position de l'utilisateur à une fréquence donnée doit être proche de 100%. Les procédés de navigation à l'estime basés sur des MEMS répondent au mieux à cette exigence, puisqu'ils fonctionnent en mode autonome et ne dépendent pas de la couverture d'un réseau de capteurs. Voici un second candidat intéressant pour le développement d'une solution de navigation pédestre intra-muros.

Finalement la localisation doit être fiable. La **fiabilité** évalue la conformité de la position estimée avec la valeur vraie. En espace intérieur, cette caractéristique est très importante car les obstacles sont nombreux. Pour tous les systèmes basés sur la propagation de signaux, les trajets multiples peuvent conduire au calcul d'une position précise, mais aberrante. L'extrême atténuation des signaux peut induire des erreurs importantes dans le résultat. Enfin la nature des matériaux des bâtiments peut affecter les capteurs de types compas magnétiques avec des champs artificiels.

Prise individuellement, aucune technologie de localisation décrite précédemment ne répond à ces exigences de localisation. A l'image de ce qui se pratique en navigation dans les transports, la fusion de données provenant de technologies complémentaires et décorréliées est prometteuse. Ce travail de thèse porte donc sur l'hybridation des technologies MEMS et ULB à des fins de navigation pédestre intra-muros. Dans le but d'arriver à une solution hybride qui réponde aux exigences de qualité souhaitées, les objectifs suivants sont poursuivis.

1. **Caractérisation de chaque technologie de localisation employée : les capteurs MEMS et les signaux ULB.** La caractérisation passe par la compréhension et l'analyse des performances et contraintes de chaque technologie de localisation déployée. Cette étude doit permettre de qualifier les mesures avant de les intégrer de façon pondérée dans une stratégie de couplage. Elle est indispensable à l'optimisation du calcul de la position du piéton.
2. **Etude de l'influence de l'intra-muros.** Nous avons vu que l'espace intérieur modifie les performances de localisation des techniques couramment exploitées dehors. Comme les capteurs MEMS et les signaux ULB n'ont rien en commun, l'analyse sera différenciée pour chaque technologie. L'infrastructure des bâtiments, la nature des matériaux, les obstacles et la structure des espaces sont

tous des éléments constitutifs des perturbations spécifiques à l'intra-muros.

3. **Analyse de la fiabilité.** La connaissance des difficultés rencontrées par les systèmes de localisation plébiscités pour l'espace intérieur laisse présager d'importantes erreurs de mesure. Une étape indéniable du développement d'une solution de navigation pedestre est la réflexion sur la fiabilité de la solution finale. Deux options sont envisageables. L'utilisateur peut bénéficier d'un indicateur de qualité pour l'information géographique fournie, ou le système peut ne délivrer que des informations qui respectent une tolérance prédéfinie.
4. **Définir une stratégie de couplage ULB/MEMS.** Alors que les stratégies d'hybridation serrée et lâche sont communes pour la fusion de données GPS et de mesures enregistrées par une centrale inertielle, l'application de l'une ou l'autre pour le couplage ULB/MEMS est inconnue. En conséquence, notre recherche consiste à concevoir et tester les algorithmes pour chaque stratégie et à évaluer leurs performances.

Les actions entreprises pour atteindre ces objectifs sont de nature pluridisciplinaire. L'éventail des réflexions issues de ces actions a conduit à des résultats intéressants, voire même inattendus. Les principales contributions de ce travail sur la navigation piétonne intra-muros sont les suivantes.

1. **Développement de nouveaux algorithmes de navigation MEMS.** La combinaison d'un filtre de Kalman et d'une approche en logique floue, enrichie par l'analyse biomécanique de mesures enregistrées par des capteurs distribués sur le corps du piéton, forme l'essence de nouveaux algorithmes de navigation à l'estime. Ils permettent de suivre des déplacements plus complexes, notamment la montée/descente d'escaliers.
2. **Evaluation et quantification de l'impact du corps humain sur la propagation radio ULB.** Cette caractérisation est très importante car beaucoup d'applications de navigation pedestre omettent l'incidence du facteur humain sur les résultats. Nous verrons que lorsque l'émetteur est porté autour du cou, le thorax fait écran à un demi-hémisphère de propagation.
3. **Traitement robuste des signaux perturbés par des obstacles.** Inspirée par une technique couramment employée en photogrammétrie, une approche itérative basée sur le paradigme RANSAC, pour « RANdom SAMple Consensus », améliore le traitement des mesures lorsque la propagation des ondes radio a été perturbée par des obstacles. La finalité est d'augmenter le nombre de mesures disponibles pour le couplage et d'écarter les mesures aberrantes.
4. **Développement d'algorithmes spécifiques de fusion ULB/MEMS.** On en dénombre plusieurs selon la stratégie de couplage choisie, mais tous basés sur du filtrage de Kalman étendu. Le traitement robuste ULB complète ces

algorithmes. Il s'appuie sur un traitement géométrique des mesures de signaux ULB, dont une partie est originale.

## 1.5 Organisation du manuscrit

L'ossature du manuscrit reflète la pluridisciplinarité du sujet. Ainsi, après une introduction des motivations, objectifs et contributions de la thèse, le chapitre 2 développe la localisation à partir de mesures enregistrées par des transducteurs MEMS. Après une présentation de la biomécanique de la marche et des capteurs, une synthèse des systèmes de navigation à l'estime est proposée. La nouvelle approche de localisation MEMS conclut ce chapitre.

En écho, le chapitre 3 étudie la radiolocalisation. Après une discussion générale des principes de radiolocalisation, le cas des ondes ULB est détaillé en tenant compte des éléments spécifiques de notre contexte, soit l'espace intra-muros et les tissus biologiques du thorax du piéton.

Les algorithmes d'hybridation issus de cette recherche sont détaillés au chapitre 4. Après un rappel sur les méthodes d'estimation, on développe des algorithmes selon une stratégie de couplage lâche (mesures MEMS et positions ULB), puis de couplage serré (mesures MEMS, AOA et TDOA). Enfin un accent particulier est porté sur l'approche de filtrage robuste des signaux radio ULB.

Le chapitre 5 contient les résultats expérimentaux, calculés en post-traitement. L'analyse porte plus particulièrement sur la comparaison des performances de localisation obtenues avec les différents algorithmes d'hybridation développés, ainsi qu'avec la solution de navigation à l'estime MEMS uniquement. Une analyse statistique permet notamment de confronter les résultats obtenus aux objectifs de qualité fixés.

Le chapitre 6 contient des remarques conclusives sur les principaux résultats de cette recherche et des recommandations qui étendent le champ d'investigation de ce travail.

Les annexes complètent ces chapitres avec des éléments de détail et un article sur une solution de navigation pédestre auto-déployable, spécifique pour l'intervention des pompiers.

# Chapitre 2

## Localisation à partir de MEMS

*Le chemin se construit en marchant.*

*[Antonio Machado]*

### 2.1 Biomécanique du déplacement d'un piéton

A partir de capteurs répartis sur le corps d'une personne, il est possible de suivre son activité statique et dynamique. Analyser l'activité statique d'une personne consiste principalement à identifier ses postures. L'analyse de l'activité dynamique permet quant à elle d'estimer son déplacement. Dans le cadre de la navigation pédestre, ces deux analyses sont complémentaires.

La description des principes du déplacement d'un humain provient de la littérature de différentes disciplines. Il y a tout d'abord la médecine où le problème a été étudié pour la chirurgie et les prothèses. On trouve aussi la robotique pour la construction de systèmes artificiels se déplaçant en marchant. Les études dans ces deux domaines définissent la biomécanique du déplacement d'un piéton.

#### 2.1.1 Les postures

Le comportement de l'humain se déplaçant dans un bâtiment est très aléatoire. A la recherche de son chemin, il peut s'arrêter de façon brusque pour lire une instruction de navigation ou simplement faire demi-tour se rendant compte d'une erreur dans son parcours. Il peut décider de s'asseoir un instant pour soulager une fatigue passagère ou tout simplement pour s'atteler à son travail devant un bureau ou un journal. Suivre un piéton dans ses déplacements intra-muros relève donc d'une grande complexité.

Avant d'estimer le parcours d'un piéton, il est intéressant de connaître sa posture. En effet, identifier qu'un humain est assis peut permettre d'éliminer des bruits de mesures enregistrés par des capteurs embarqués, voire même de profiter de cet état pour calibrer les senseurs. Les principales postures sont la position assise, la position

debout et la position couchée. Cette dernière position est utile pour les applications de sécurité. L'immobilité, en position allongée, pendant un grand intervalle de temps peut être le signe d'une déficience vitale. Son observation est cruciale pour des travailleurs impliqués dans des situations de sauvetages d'urgence comme les pompiers ou les policiers. Le travail de recherche présenté dans cette thèse privilégie le parcours d'un piéton « standard », aux applications d'urgence médicale. A ce titre, les postures « assis » et « debout » représentent un intérêt plus grand que la position « couchée ».

Plusieurs travaux présentent des systèmes ambulatoires capables d'analyser en temps réel la posture d'un humain dans des conditions normales d'activité. Ces systèmes exploitent généralement les mêmes données que celles enregistrées par les senseurs impliqués dans l'analyse de l'activité dynamique. La richesse du suivi de l'évolution de ces postures dépend du nombre et de l'emplacement de ces capteurs. Les variations angulaires de l'angle  $\theta$  (cf figure 2.1) formé par le thorax et la verticale sont analysées pour déterminer les postures et les transitions entre la position assise et la position debout. Cette approche [15] travaille à partir des données enregistrées à l'aide d'un gyroscope<sup>1</sup> placé sur la poitrine. Paraschiv-Ionescu [16] étudie les postures « allongé », « debout » et « assis » à partir de capteurs d'accélération situés sur le torse et la cuisse. La combinaison des accélérations au niveau du torse avec celles sur la cuisse permet d'identifier la nature de la posture, d'estimer sa durée et les phases de transition d'une posture à l'autre.

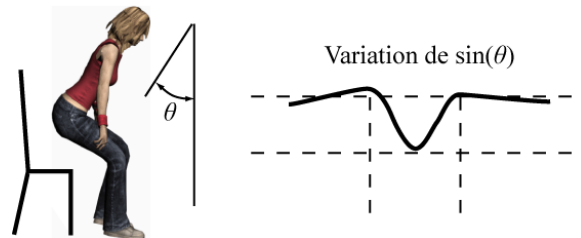


FIGURE 2.1 – Schéma de principe des variations de l'angle  $\theta$  formé par le buste lors du changement de posture debout / assis [15]

### 2.1.2 Le cycle de marche

Le déplacement d'un humain est influencé par la force d'attraction qu'exerce la Terre. Du fait de son existence, à chaque pas, le pied de l'homme est en contact avec le sol. Cette force, appelée pesanteur, régit le travail mécanique qu'exercent les muscles pour soulever le pied et propulser le centre de gravité de l'homme à chaque fois qu'il avance. Ce travail mécanique recommence à chaque nouveau pas. C'est la somme de tous ces pas qui constitue le déplacement. Autrement dit, le déplacement

1. Comme les mesures de rotation ne se font pas selon un axe absolu, la rigueur veut que l'on parle de gyromètre, mais l'usage scientifique prévalant, nous employons le terme gyroscope.



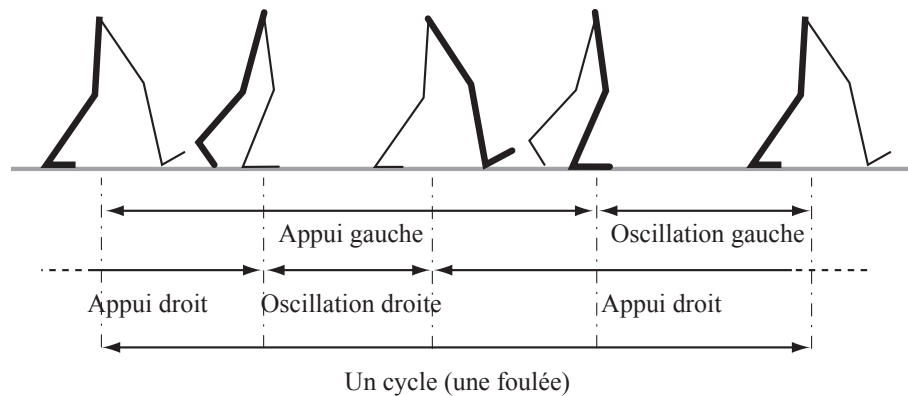


FIGURE 2.2 – Description du cycle de marche

est constitué d'une répétition cyclique du même travail mécanique. Ceci nous permet d'introduire la notion de cycle de marche.

Un cycle de marche correspond aux mouvements exercés par les jambes entre deux appuis sur le même pied. Ce cycle, illustré sur la figure 2.2, est décomposé en plusieurs phases en fonction de la relation entre les pieds et leurs points de contact avec le sol. On distingue deux phases principales : la phase oscillante et la phase d'appui.

La **phase oscillante** est la période au cours de laquelle les orteils quittent le sol, la jambe s'élance en avant et le talon du même pied frappe le sol. La phase d'appui complète la phase oscillante du cycle de marche et correspond à la période pendant laquelle le pied est en contact avec le sol. La **phase d'appui** est donc la période au cours de laquelle pour un même pied, le talon frappe le sol, le pied est posé à plat sur le sol, puis les orteils se détachent du sol. Le cycle de marche est encore appelé la foulée. On distingue la foulée du pas puisque par définition, la foulée est constituée de deux pas successifs.

Deux paramètres sont nécessaires pour quantifier le déplacement d'un piéton : la longueur du pas et le cap. La distance linéaire entre deux contacts successifs au sol du même pied correspond à la longueur d'un pas. La direction de marche de l'homme, soit l'orientation de la projection du pas sur le sol par rapport au Nord géographique, correspond au cap. La cadence de marche est définie par le nombre de pas effectués en une unité de temps. La vitesse de marche correspond à la distance parcourue en une unité de temps ou encore à la longueur moyenne du pas multiplié par la cadence. Ces différents paramètres seront utiles comme variables dans les modèles de marche nécessaires au calcul du déplacement.

Pour terminer la description du cycle de marche, il convient de décrire les oscillations d'orientation produites par le haut du corps à chaque enjambée. Comme illustré sur la figure 2.3, à chaque pas le thorax et le bassin pivotent vers l'extérieur provoquant des torsions au cours de la marche. Ces mouvements pouvant aller jusqu'à dix degrés, doivent être filtrés afin de déterminer avec précision le cap du piéton.

La course se distingue du cycle de la marche par le fait que les deux pieds quittent le sol à un moment donné et qu'à aucun moment ils reposent au sol. Les appuis droit et gauche ne se chevauchent pas et sont séparés par des périodes de vol. Cette distinction très importante signifie que l'étude de la course requiert une approche complètement différente de celle de la marche. L'étude de la course sort du cadre de ce travail.

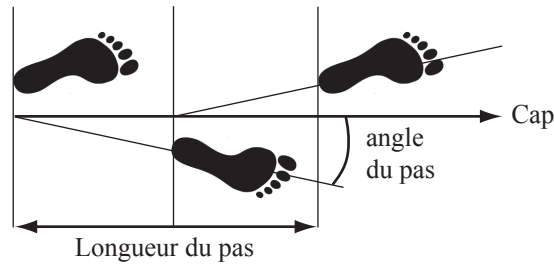


FIGURE 2.3 – Rotations du buste à chaque demi-pas induisant des mouvements parasites sur l'estimation du cap

## 2.2 Capteurs MEMS

Les systèmes micro-électromécaniques (MEMS) résultent de l'intégration, par des procédés de micro-fabrication, d'éléments mécaniques, de capteurs, d'actionneurs, et d'électronique sur un substrat en silicium. Les MEMS n'ont pas été spécifiquement développés pour la localisation, mais ils offrent de grandes possibilités de navigation autonome à l'intérieur comme à l'extérieur des bâtiments. Ces systèmes sont peu coûteux et très compacts, ce qui accroît encore l'intérêt qui leur est porté. La contrepartie à ces avantages est une baisse de la précision des mesures par rapport à celle fournie par les centrales inertielles de haute qualité.

### 2.2.1 Capteurs inertiels

#### 2.2.1.1 Accéléromètres

Les accéléromètres sont des transducteurs qui traduisent les forces induites par l'accélération, les vibrations et les chocs en une sortie proportionnelle au phénomène physique observé. Ces forces spécifiques sont des forces de nature non-gravitationnelle par unité de masse, mesurées le long d'un axe prédéfini du capteur.

La forme la plus simple d'un accéléromètre se compose d'une masse  $m$  suspendue par un ressort avec un seul degré de liberté. A l'état d'équilibre, la force appliquée à la masse qui a subi une accélération est égale à la tension du ressort.

$$F = m \cdot a \quad (2.1)$$

L'accélération  $a$  est donc proportionnelle à la déformation du ressort. Cette déformation peut être traduite par un changement d'impédance, on parle alors d'accéléromètre résistif ou capacitif. Si cette déformation produit une différence de potentiel

entre deux électrodes, il s'agit de transducteur piézoélectrique (figure 2.4). Les accéléromètres qui mesurent l'accélération à partir d'une image directe du déplacement appartiennent à la famille des capteurs non asservis. Cette catégorie s'oppose à celle des accéléromètres asservis, où l'accélération est le résultat d'une contre-réaction, obtenue, par exemple, pour maintenir en place la masse soumise à une force.

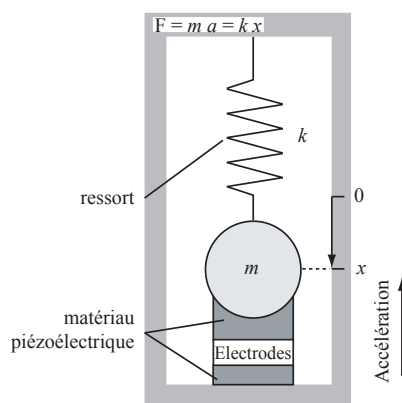


FIGURE 2.4 – Schéma de principe d'un accéléromètre

K. Aminian [17] montre comment ces capteurs, solidaires de certaines parties du corps, peuvent être utilisés à la fois pour surveiller l'activité physique, pour analyser la marche et pour effectuer des investigations cliniques complexes. Il exploite le fait que, dans la plupart des activités, un mouvement du corps induit une accélération inertielle et une composante gravitationnelle variables. Elles sont produites par le changement d'inclinaison par rapport à la verticale du segment qui a bougé. Suivre le déplacement intra-muros des personnes requiert des principes similaires, mais nécessite des développements spécifiques aux exigences de la navigation.

### 2.2.1.2 Gyroscopes

Un gyroscope est un senseur qui mesure la vitesse angulaire de rotation autour d'un axe prédéfini. Différents principes physiques sont exploités à cette fin. Le gyroscope mécanique utilise la conservation du moment cinétique grâce à des masses en rotation. L'effet de Sagnac permet au gyroscope optique, par exemple constitué d'un anneau laser, de mesurer la vitesse angulaire à partir des différences de mesure de temps de parcours de la lumière dans un circuit fermé en rotation. Des éléments mécaniques vibrants sont ensuite généralement utilisés pour mesurer la vitesse angulaire.

Le fonctionnement de la majorité des gyroscopes MEMS repose sur un transfert d'énergie entre deux modes de vibration d'une structure (comme c'est le cas pour un diapason) causé par la force de Coriolis. Cette force agit dans le plan perpendiculaire à l'axe de rotation et est proportionnelle à la vitesse angulaire. Dans un référentiel en rotation à la vitesse angulaire  $w$ , une masse  $m$  se déplaçant à la vitesse

$v$  subit une force de Coriolis dont l'amplitude est égale à :

$$F = -2 \cdot m \cdot v \otimes w \quad (2.2)$$

Les vibrations sont le résultat d'énergie piézo-électrique, électromagnétique ou électrostatique. La transduction de la force de Coriolis peut se faire grâce à des effets piézo-électrique, de résistance ou capacitif.

Les gyroscopes offrent deux avantages principaux. Les mesures de vitesse angulaire sont très précises pendant une courte durée et elles se font de manière autonome, ce qui assurent leur fiabilité. Cependant ils ne fournissent qu'une mesure angulaire relative, ce qui signifie qu'une première orientation absolue est nécessaire pour les applications de navigation pédestre. Enfin des erreurs variables dans le temps perturbent les mesures brutes et introduisent une forte dérive sur les mesures angulaires surtout pour les gyroscopes MEMS.

### 2.2.1.3 Caractérisation et modélisation des erreurs

En dépit de l'intérêt porté aux MEMS pour leur petite taille et leur faible coût, ces senseurs souffrent des mêmes erreurs que celles traditionnellement attribuées aux centrales inertielle. Différentes sources d'erreur doivent être considérées afin de modéliser les mesures inertielle. Ces erreurs sont de deux types, les erreurs déterministes et les erreurs aléatoires.

**Erreurs déterministes** Le biais et le facteur d'échelle sont des erreurs déterministes qui peuvent être éliminées par des procédures de calibration. Le biais  $b$  est égal à la valeur du capteur au repos. Il se décompose en une partie fixe et une dérive dans le temps. La relation entre le signal en entrée et le signal en sortie d'un senseur parfait devrait être linéaire, or ce n'est jamais le cas. Le facteur d'échelle  $\lambda$  est donné par la pente de la droite qui s'ajuste au mieux à la courbe du rapport entrée/sortie. La valeur de ces erreurs n'étant pas constante dans le temps, des procédures de calibration directement sur le terrain sont plus performantes que des procédures en laboratoire.

**Erreur aléatoire** Le bruit de mesure  $\eta$  du senseur est une erreur aléatoire, constituée d'une composante haute fréquence et d'une composante basse fréquence. L'erreur due aux hautes fréquences se comporte comme un bruit blanc, alors que celle liée aux basses fréquences comme un bruit corrélé. En navigation pédestre, l'erreur liée aux basses fréquences est la plus importante. Elle est généralement modélisée par une variable aléatoire ou un processus de Gauss Markov du premier ordre.

Les équations (2.3) fournissent une modélisation simple des mesures accélérométriques et gyroscopiques.

$$\begin{aligned} \tilde{f} &= f + b_a + \lambda_a \cdot f + \eta_a \\ \tilde{w} &= w + b_w + \lambda_w \cdot w + \eta_w \end{aligned} \quad (2.3)$$



FIGURE 2.5 – Module MEMS MTx Xsens

L'annotation « ~ » se rapporte à la valeur mesurée par le transducteur et les indices  $a$  et  $w$  respectivement aux erreurs spécifiques de l'accéléromètre et du gyroscope.  $f$  correspond à la force spécifique et  $w$  à la vitesse angulaire.

Dans le cas des modules MEMS contenant plusieurs axes de mesure, ce modèle doit être complété par une erreur traduisant le défaut d'orthogonalité des trièdres lors du procédé de fabrication. En conséquence, les mesures dans le référentiel du capteur, selon l'un des axes, sont perturbées par les deux autres axes.

Mes travaux de recherche ont été faits avec le module MEMS MTx de la société Xsens Technologies B.V. (voire figure 2.5), couramment employé dans des applications de navigation pédestre. Il contient un trièdre de capteurs orthogonaux d'accélération, de vitesse angulaire et de champ magnétique montés sur un unique circuit intégré avec une sortie numérique. Le tableau 2.1 fournit la liste des spécifications nominales des accéléromètres capacitifs et des gyroscopes du module MEMS MTx.

Paramètres	Accéléromètre Unités		Gyroscope	Unités
Étendue des mesures	$\pm 10$	g	$\pm 1200$	$^{\circ}/s$
Bande passante	30	Hz	10	Hz
Densité spectrale de bruit	0.001	$m/s^2/\sqrt{Hz}$	0.1	$^{\circ}/s^2/\sqrt{Hz}$
Stabilité de biais ( $1\sigma$ )	0.02	$m/s^2$	5	$^{\circ}/s$
Stabilité de $\lambda$ ( $1\sigma$ )	0.05	%	-	-
Erreur d'alignement	0.1	$^{\circ}$	0.1	$^{\circ}$

TABLEAU 2.1 – Spécifications de l'accéléromètre et du gyroscope du module MTx.  $\lambda$  correspond au facteur d'échelle.

## 2.2.2 Autres capteurs

### 2.2.2.1 Magnétomètres

Un magnétomètre est un transducteur capable de mesurer le champ magnétique selon un axe prédéfini. De cette mesure découle son orientation par rapport au Nord

magnétique terrestre. Il existe plusieurs types de magnétomètres utilisant différents principes de mesure : la variation de flux de champ magnétique, la réluctance magnétique et l'induction magnétique. La boussole, qui fournit la déclinaison magnétique à partir d'une aiguille aimantée, est le plus connu des magnétomètres.

Contrairement aux capteurs inertiels présentés plus haut, le magnétomètre fournit une grandeur absolue. En navigation, un trièdre de magnétomètres permet de mesurer le champ magnétique terrestre et, par conséquent, de déterminer son orientation absolue, et plus particulièrement l'angle d'azimut. L'intensité du champ magnétique de la Terre est de l'ordre de 0,5 à 0,6 Gauss et sa composante principale, qui est parallèle à la surface du globe, pointe toujours le Nord magnétique. Un processus en deux étapes est nécessaire pour déterminer avec précision l'azimut.

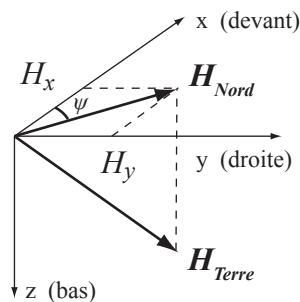


FIGURE 2.6 – *Champ magnétique terrestre dans le système de coordonnées (x,y,z)*

1. Mesurer les composantes horizontales  $H_x$  et  $H_y$  du champ magnétique terrestre (cf. figure 2.6), puis déterminer l'azimut par rapport au Nord magnétique  $H_{Nord}$  à partir de ces mesures.

$$\psi = \arctan\left(\frac{H_y}{H_x}\right) \quad (2.4)$$

2. Ajouter ou soustraire le bon angle de déclinaison afin de ramener la mesure vers le Nord Géographique.

Les magnétomètres du module MEMS MTx sont constitués de films à reluctance magnétique. Il s'agit de couche mince polarisée avec un aimant permanent aussi en couche mince. Un champ magnétique appliqué à la surface de ce film change la reluctance du circuit impliquant une variation du nombre de volts à la sortie. Le tableau 2.2 fournit les spécifications techniques de ces capteurs.

### 2.2.2.2 Traitement des perturbations magnétiques

Ainsi les magnétomètres peuvent être utilisés pour calculer le cap absolu de marche d'un piéton. Cependant de la même manière qu'ils sont sensibles au champ terrestre, ils sont sensibles aux variations artificielles du champ magnétique. Les matériaux de l'environnement sont la principale source de variations artificielles qui perturbent fortement la mesure du champ magnétique terrestre. Les armatures métalliques d'un bâtiment illustrent bien ce phénomène. Une calibration grossière de

Paramètres	Magnétomètre	Unités
Étendue des mesures	$\pm 750$	mGauss
Bande passante	10	Hz
Densité spectrale de bruit	0.5	mGauss
Stabilité de biais ( $1\sigma$ )	0.5	mGauss
Stabilité du facteur d'échelle ( $1\sigma$ )	0.5	%
Erreur d'alignement	0.1	°

TABLEAU 2.2 – *Spécifications du magnétomètre du module MTx.*

ces perturbations peut être faite à partir d'un modèle simplifié [18] formé de quatre paramètres : une constante  $C$  et un facteur d'échelle  $\lambda$  pour chaque composante selon  $x$  et  $y$ .

$$\begin{aligned} H_{xc} &= \lambda_x \cdot H_x + C_x \\ H_{yc} &= \lambda_y \cdot H_y + C_y \end{aligned} \quad (2.5)$$

Dans la pratique, l'élimination des perturbations magnétiques est un processus compliqué qui demande une étude approfondie du comportement des données brutes. Une éventualité consiste à tirer profit simultanément de l'information fournie par les trois types de capteurs, à savoir le trièdre de magnétomètres, de gyroscopes et d'accéléromètres. L'objectif poursuivi est d'estimer l'orientation avec le plus de fiabilité à partir d'informations complémentaires. A ce titre, le gyroscope offre une bonne complémentarité au magnétomètre.

Luinge [19, 20] décrit plusieurs méthodes d'estimation de l'orientation d'un segment du corps humain à partir des données de gyroscopes et d'accéléromètres fusionnées au moyen de filtres de Kalman. Bachmann [21] et Foxlin [22] présentent des filtres qui estiment, à partir des magnétomètres et des accéléromètres, les composantes de l'orientation correspondant aux basses fréquences. Les changements brusques d'orientation sont déterminés à partir des gyroscopes. Des résultats intéressants, obtenus à partir d'un filtre qui calcule l'orientation des différents segments du corps humain en utilisant tous les capteurs simultanément, ont plus récemment été obtenus par Roetenberg [23]. Des simplifications importantes, notamment en limitant l'étendue des mouvements effectués par l'homme, ont cependant été faites pour ces essais. En règle générale, toutes ces approches visent à déterminer l'orientation des segments du corps humain dans des conditions quasi-statiques, et sont donc moins performantes dans des conditions de plus grande dynamique, comme par exemple lors de la marche.

Dans le cas des films à réluctance magnétique, matériau utilisé par le module MTx, il est intéressant de noter que de fortes perturbations magnétiques peuvent altérer la polarisation des propriétés magnétiques du film. Ce phénomène réduit la sensibilité du circuit. Il est maximal lorsque le champ magnétique est aligné avec la plus grande longueur du film. Pour contrer cet effet, un courant de forte intensité est injecté, ce qui permet de restaurer la polarisation originelle.

## 2.3 Suivre un piéton avec des MEMS

### 2.3.1 Un réel outil de navigation

Les domaines de la marine et de l'aviation sont pionniers dans l'utilisation des systèmes inertiels à des fins de navigation. De nos jours, tous les navires, avions et engins spatiaux sont équipés d'une certaine forme de plate-formes inertielles. L'utilisation de senseurs inertiels pour la navigation pédestre est plus récente.

L'avènement des MEMS a stimulé la recherche dans ce domaine. Plus petits, plus légers et plus compacts que les centrales inertielles, mais surtout bien moins chers que ces dernières, les MEMS peuvent être placés sur le corps humain. A chaque instant, ils enregistrent des données qui résultent de la gravité et des mouvements du piéton. Ces données sont ensuite traitées dans le but de suivre les déplacements de l'utilisateur.

Le principe général de « navigation à l'estime » gouverne ce suivi. En effet, la position actuelle du piéton est estimée à partir d'un point connu en coordonnées sur la base des mesures relatives enregistrées par les capteurs embarqués. En topométrie, ce déplacement est appelé cheminement polygonal lancé. Ce principe étant le même pour tous les systèmes de navigation s'appuyant sur des MEMS, la diversité des solutions présentes dans la littérature s'explique par d'autres aspects. Le choix des capteurs et leurs emplacements sur le corps conditionnent la nature des paramètres observés. A ce titre, il constitue un premier critère de diversification et donc de classification. Le second critère correspond au mode de traitement des données enregistrées par les MEMS. Différent d'une solution à l'autre, il est souvent directement lié à l'architecture MEMS choisie.

### 2.3.2 Architecture centralisée et architecture distribuée

En navigation pédestre, la sélection des capteurs à utiliser est très importante, mais le choix de la position de ces capteurs sur le corps humain est encore plus critique. En effet, la réponse des capteurs diffère complètement suivant qu'ils sont placés sur le tronc, sur les bras, sur la cuisse, sur le tibia ou sur le pied. En conséquence, la distribution des capteurs joue un rôle important sur le type de mouvements qui peuvent être détectés. La conception d'un système de navigation pédestre à partir de MEMS passe donc par le choix de l'emplacement de ces capteurs. Dans ce domaine, on oppose architecture centralisée et architecture distribuée.

#### 2.3.2.1 L'architecture centralisée

Les premiers systèmes de navigation pédestre ont été conçus à partir de données inertielles enregistrées par plusieurs capteurs, mais tous regroupés dans un unique boîtier. Ce mode de déploiement correspond à une architecture centralisée.

**Pedestrian Navigation Module (PNM)** L'un des premiers modules de navigation pour piétons appelé PNM [24] a été conçu à l'EPFL. Ce module comporte



trois accéléromètres, trois compas magnétiques, un gyroscope, un baromètre combiné à un thermomètre, un microprocesseur principal et un récepteur GPS. Le boîtier contenant les capteurs se porte à la ceinture, au milieu du dos (cf figure 2.7). Cet emplacement offre deux avantages principaux. Le premier est que l'orientation de l'ossature des hanches reflète au mieux le cap de marche. Le second est que les accélérations enregistrées à cet emplacement sont peu affectées par les oscillations du corps qui parasitent la détection des pas.

Le traitement des signaux se fait selon une approche événementielle, où l'évènement considéré est le pas. A partir des accéléromètres, les pas sont détectés puis identifiés : antéro-postérieurs, latéraux et arrêt. Le traitement des signaux fournis par les compas magnétiques et par le gyroscope permet le calcul de l'azimut de déplacement du piéton. La mesure de dénivellation résulte du traitement des données des baromètres et des thermomètres.

Cet équipement offre à l'utilisateur des possibilités de navigation autonome, en particulier en l'absence de signaux GPS dans un environnement construit. On observe une précision de positionnement inférieure à 5% de la distance parcourue. Les données GPS sont intégrées afin d'initialiser le processus de navigation à l'estime avec des positions absolues, mais aussi d'effectuer des calibrations. Le modèle de marche, principalement la longueur des pas, le défaut d'alignement du module de navigation avec l'axe de marche, ainsi que les erreurs des capteurs MEMS sont calibrés à partir des observations GPS. Malheureusement plus la période de déplacement intra-muros est longue, soit une marche effectuée en l'absence de données absolues GPS, plus la trajectoire calculée dévie de la trajectoire vraie.

**Module monté sur la chaussure** D'autres travaux, basés sur une architecture centralisée, tirent profit de la chaussure pour accueillir le module de navigation. Cet emplacement offre l'avantage d'être le plus proche possible de l'évènement physique qui définit le cycle de marche, soit la période de contact avec le sol. A partir des données inertielles enregistrées au niveau du pied, le cap de la marche et la longueur des pas sont calculés. Les méthodes d'estimation de ces paramètres seront détaillées par la suite. Cependant, il est intéressant de noter que l'emplacement sur la chaussure dicte le principe de correction des dérives des senseurs. En effet, pendant la phase de contact au sol, la vitesse du pied et donc son accélération doivent être nulles. Si les données des senseurs ne sont pas égales à zéro, il est possible de profiter de la phase d'appui pour éliminer les erreurs des transducteurs en retirant la moyenne des valeurs enregistrées pendant la phase où le pied est posé à plat. Ce principe est couramment désigné par l'acronyme ZUPT pour « Zero Velocity Update ».

R.G. Stirling [25] propose un système constitué d'une paire d'accéléromètres et de compas à réluctance magnétique portés sur la chaussure (voire figure 2.7). Des algorithmes traitent les mesures d'accélération pour identifier chaque pas et calculer leurs longueurs. Le système exploite les phases d'appui pour déterminer l'orientation des capteurs sur la chaussure et estimer le cap de marche. Les performances du système ont été évaluées au cours d'essais pratiques. L'erreur sur la mesure de



FIGURE 2.7 – Illustration des deux positions classiques accueillant le module MEMS de navigation piétonne selon une architecture centralisée : à gauche dans le bas du dos, à droite sur la chaussure

distance le long du trajet est de l'ordre de 3% de la distance parcourue. Dans un environnement exempt de perturbations magnétiques, l'erreur d'estimation du cap de marche est de l'ordre de plusieurs degrés.

Au lieu de procéder à une simple correction des dérives lorsque le pied est en contact avec le sol, E. Foxlin [26] effectue ces mises à jour directement dans un filtre de Kalman étendu (EKF) où les ZUPT sont considérées comme des observations. Le filtre corrige ainsi la vitesse de marche après chaque pas. Etant donné que l'EKF suit l'évolution des corrélations entre l'erreur de vitesse et l'erreur de position, quasiment toute la dérive accumulée pendant la phase oscillante peut être corrigée et la solution de navigation reste fiable sur une plus longue période. Afin de garantir une bonne précision de détection et de suivi d'objet, le système inertiel monté sur la chaussure, appelé « NavShoe », est couplé avec des mesures de vision virtuelle enregistrées par un écran situé devant les yeux. A l'intérieur, la précision de localisation d'un piéton est estimée à environ 1% de la distance parcourue.

Enfin récemment, Widyawan [27] a repris cet emplacement dans ses travaux. Un filtre à particules combine les mesures inertielles enregistrées sur la chaussure avec le plan de situation simplifié d'un espace intra-muros (principalement les murs extérieurs). Cette approche permet de coupler les mesures relatives du module de navigation avec les données absolues d'un plan géographique.

### 2.3.2.2 L'architecture distribuée

Les solutions de navigation pedestre basées sur une architecture centralisée sont limitées dans leur capacité à suivre le comportement stochastique d'un piéton. En effet, la dynamique intra-muros du piéton est très discontinue. Il s'assoit, il se lève. Il s'arrête de marcher pour discuter avec un passant ou encore monte et descend des escaliers. Un module de navigation embarqué qui ne fait que compter les pas, ne peut pas suivre la complexité de ces déplacements. Face à ce constat, nous avons

imaginé une autre architecture. Il s'agit d'une architecture distribuée où les capteurs sont placés sur différentes parties du corps humain.

Effectuer des mesures sur plusieurs segments à la fois permet non seulement d'identifier d'autres mouvements que ceux qui constituent la marche, mais aussi d'estimer avec une plus grande finesse l'amplitude des déplacements horizontaux et verticaux. L'origine de cette architecture distribuée doit être recherchée dans des applications médicales. A partir de plusieurs capteurs, l'activité d'un patient pouvait être observée, pour par exemple agir en cas de chute chez les personnes âgées. Depuis, le traitement de données collectées simultanément à partir de capteurs distribués sur le corps s'est vulgarisé. Cet emploi s'étend tout naturellement à la navigation piétonne.

Dans le cadre du projet européen LIAISON [10], un nouveau système de navigation exploitant une configuration distribuée de transducteurs a été conçu pour répondre aux exigences des pompiers au cours de leurs interventions en urgence. Puisque le lien entre la configuration des capteurs sur le corps et la faculté à suivre des mouvements complexes est établi, l'intérêt que représente ce système pour des usagers tels que les pompiers s'explique facilement. Ils évoluent dans des environnements accidentés ce qui complique et ralentit leur progression. En conséquence, un système de navigation basé sur une architecture distribuée offre de meilleures performances de suivi des pompiers dans leurs déplacements. L'amélioration apportée par l'architecture distribuée est aussi profitable pour un piéton « standard ». Le système développé permet d'identifier des mouvements complexes mais très usuels, tels que la montée ou la descente d'escaliers. Toutefois la mise en oeuvre d'un système distribué impose plus de contraintes à celui qui l'utilise, qu'un boîtier unique dans une architecture centralisée. Le gain apporté est parfois difficile à argumenter pour un piéton « standard ».

L'architecture distribuée du projet LIAISON est illustrée sur la figure 2.8. Des MEMS sont placés sur le thorax, sur la cuisse et sur le tibia. La partie supérieure du corps est essentiellement utile pour la détection des postures et le calcul du cap du piéton, tandis que la partie inférieure du corps offre de grandes possibilités d'analyse de la marche. Les capteurs placés sur les jambes permettent d'estimer les déplacements dans le plan horizontal, mais également dans le plan vertical, par exemple lors de la montée ou lors de la descente d'escaliers. L'architecture distribuée des capteurs permet donc aussi de calculer une solution de navigation dans  $\mathbb{R}^3$  sans utiliser de capteurs additionnels, comme des baromètres. Ces senseurs, qui mesurent la pression atmosphérique, sont très sensibles à des changements de pression directement liés à des modifications de l'espace intra-muros, mais indépendants de l'étage ou de l'altitude. Ces variations représentent alors des perturbations qui affectent fortement les performances de navigation selon l'axe vertical. L'emploi d'une architecture distribuée permet de concentrer le traitement des données sur les variations directement issues de mouvements effectués par le piéton.

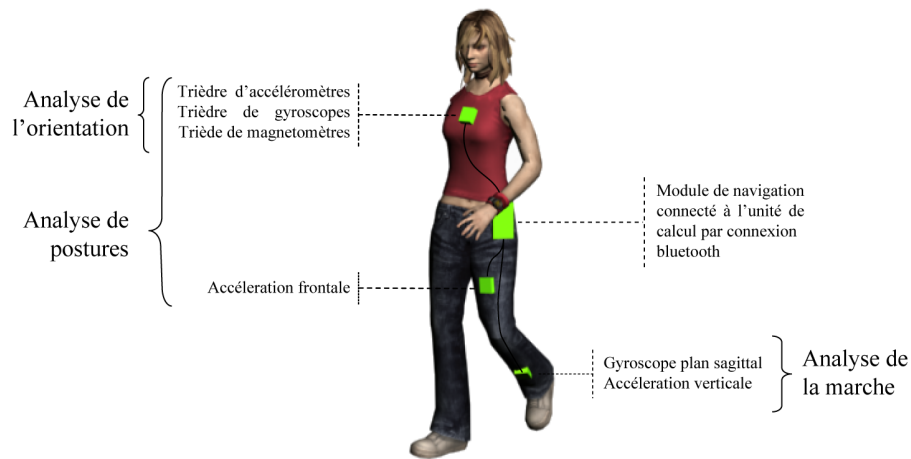


FIGURE 2.8 – Architecture distribuée LIAISON

### 2.3.3 Traitement des signaux MEMS pour la localisation

Le traitement des mesures enregistrées par les MEMS se fait principalement selon deux approches bien distinctes. La première approche consiste à intégrer les signaux dans le temps et à remettre à zéro la vitesse pendant les phases d'appui. La seconde méthode analyse les signaux afin de reconnaître des motifs caractéristiques de déplacements spécifiques, puis détermine l'amplitude de ces déplacements.

#### 2.3.3.1 Intégration des mesures

Habituellement, la première approche estime en continu la position du piéton, mais aussi sa vitesse et son cap de marche par une double intégration des mesures inertielles. Les erreurs internes des capteurs MEMS utilisés affectent fortement les performances de cette méthode. En l'absence de mesures externes permettant de corriger les erreurs de mesures, l'erreur sur la position croît de manière quadratique par rapport au temps.

Comme décrit auparavant, lorsque le système est stationnaire, un filtre de Kalman est généralement utilisé pour corriger la vitesse et la position. Ce procédé fonctionne car le filtre de Kalman construit et lie les erreurs de vitesse aux erreurs de position grâce au modèle fonctionnel, en tenant compte des sources de bruit exprimées dans la matrice de variance-covariance.

Lorsque le module inertiel est placé sur le tronc, les possibilités de mise à jour par ZUPT sont peu fréquentes. En conséquence, des données complémentaires indépendantes sont rapidement indispensables pour continuer à suivre le piéton. Lorsque le module inertiel est placé au niveau du pied, ces mises à jour sont possibles à chaque pas, ce qui maintient un certain niveau de précision. Cependant les performances obtenues restent mitigées lorsque les mesures sont enregistrées par des capteurs bon marché tels que les MEMS.

Les algorithmes de navigation basés sur cette approche, reposent souvent sur des mo-

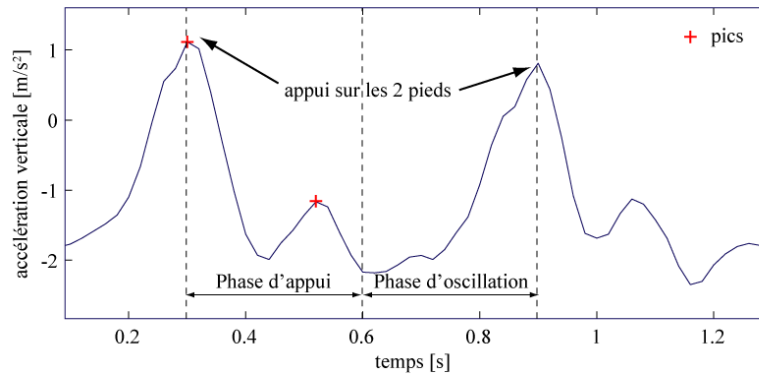


FIGURE 2.9 – Signal enregistré par l'accéléromètre vertical placé sur le thorax pendant la marche

dèles de marche ou des données statistiques dédiés à l'estimation de la longueur du pas ou à l'estimation de la vitesse horizontale de marche. La calibration de ces modèles nécessite une phase d'étalonnage a priori. Globalement ces algorithmes peinent à s'adapter en temps réel au comportement stochastique du piéton sans utiliser des données absolues fournies par un autre système de localisation.

### 2.3.3.2 Reconnaissance de motifs

La deuxième approche est complètement différente de l'algorithme de double intégration. Elle s'appuie sur la reconnaissance de motifs et se divise en trois étapes.

1. La détection des mouvements spécifiques par reconnaissance de motifs
2. Le calcul de l'amplitude des déplacements reconnus
3. La mise à jour de la solution de navigation

**Première étape** Un mouvement spécifique modifie toujours d'une manière plus ou moins similaire les valeurs enregistrées par les MEMS. Il est donc possible d'associer une signature spécifique des signaux à un mouvement donné. Si bien que lorsqu'on analyse un enregistrement de mesures MEMS, un processus de reconnaissance de motifs permet de détecter et d'identifier des mouvements dont la signature est connue.

La reconnaissance de la marche est immédiate lorsque le module est monté sur la chaussure puisque les mesures traduisent directement le cycle de marche. Lorsque le module est porté sur le tronc, l'accélération verticale dessine une oscillation avec deux pics pendant le cycle de marche. Cette signature, illustrée sur la figure 2.9, est utilisée pour identifier la marche. Une fenêtre glissante et un seuil dépendant du gradient des accélérations dans l'intervalle de temps observé permettent de détecter ces pics tout en s'affranchissant des erreurs de dérives des signaux MEMS.

**Deuxième étape** La deuxième étape consiste à estimer l'amplitude du mouvement détecté. Les algorithmes les plus simples font l'hypothèse que la longueur du

pas est fixe. On retrouve alors des phases de calibration a priori pour fixer cette variable. Toutefois de meilleures performances peuvent être obtenues en modélisant la longueur du pas comme une fonction de paramètres tels que la fréquence, la variance de l'accélération et la pente. A titre d'exemple, le PNM utilise la modélisation suivante de la longueur du pas  $L$  à partir de la vitesse de marche  $v$ .

$$L = a + b \cdot v \quad (2.6)$$

La distance parcourue à chaque pas est égale à la somme de deux éléments. Le premier élément  $a$  est constant alors que la seconde composante  $b \cdot v$  est proportionnelle à la vitesse. La première composante reflète la longueur du pas en fonction de la taille de la personne. La seconde reflète les variations liées à la cadence de marche et donc offre une certaine souplesse par rapport à l'évolution de la marche.

**Troisième étape** La solution de navigation est mise à jour en combinant l'estimation de la distance parcourue pendant le dernier pas avec son cap de marche évalué soit à partir de magnétomètres, soit à partir d'un couplage de magnétomètres et de gyroscopes. Si aucune enjambée n'est détectée, le système est considéré comme stationnaire. Bien que le système de navigation fournisse une solution à partir d'un unique capteur d'accélérations, l'utilisation simultanée de plusieurs capteurs améliore la précision et la fiabilité.

## 2.4 Nouveaux algorithmes de navigation à partir d'une architecture distribuée

Cette partie présente les nouveaux algorithmes développés pour le traitement de mesures enregistrées par des modules de senseurs MEMS placés sur le tronc, la cuisse et le tibia. L'architecture distribuée du système de navigation pédestre permet d'analyser à la fois les activités statiques et les activités dynamiques du piéton. L'analyse de l'activité statique consiste à identifier la posture de l'utilisateur. Elle repose sur les modules MEMS placés sur le tronc et la cuisse. L'analyse dynamique traite, quant à elle, les signaux enregistrés au niveau de la cuisse et du tibia. Les algorithmes s'appuient sur la reconnaissance de motifs corrélée à la biomécanique de la marche afin de détecter et de classer les différents types de mouvements. Lorsqu'un nouveau mouvement est détecté, il est classé parmi l'un des trois états suivant : la marche avant, la montée d'escalier ou la descente d'escalier. Ces états correspondent aux principaux mouvements qui ont un impact sur le déplacement d'un piéton à l'intérieur. Enfin les algorithmes estiment l'amplitude des mouvements avant de mettre à jour la solution de navigation.

### 2.4.1 Analyse de l'activité statique : les postures

L'analyse des postures porte sur trois attitudes distinctes : couché, assis et debout. Le terme « couché » désigne la position couché sur le dos. Le terme « assis » désigne la position assis sur une chaise. Ces algorithmes sont optimisés afin d'être aussi fiables que possible, mais aussi applicables en temps réel.




Accélérations [g]			
$a_{vt}$	1	1	0
$a_{ft}$	0	0	1
$a_{fc}$	0	1	1

TABLEAU 2.3 – Valeurs « basses fréquences » attendues pour les accélérations verticale  $a_{vt}$  et frontale  $a_{ft}$  sur le torse, et l'accélération frontale  $a_{fc}$  sur la cuisse

Comme exposé au paragraphe 2.1.1, A. Paraschiv-Ionescu [16] a introduit différentes approches pour classer les postures « assis », « debout » et « allongé », ainsi que la marche à partir de capteurs attachés sur le thorax et les membres inférieurs. Ces approches sont repries et adaptées pour l'analyse de la posture dans le contexte de la navigation piétonne intra-muros.

Un signal accélérométrique est constitué d'une composante « basses fréquences » résultant du champ gravitationnel  $g$  et d'une composante « hautes fréquences » traduisant les mouvements du piéton. La détection des postures se fait en comparant les composantes « basses fréquences » des accélérations verticale et frontale sur le torse avec celle de l'accélération frontale sur la cuisse. Le tableau 2.3 contient les valeurs attendues pour chaque posture.

Après un échantillonnage et un filtrage du signal, dont le but est d'extraire les « basses fréquences », les postures et les transitions entre les postures sont identifiées. Lors d'un changement de posture, la valeur de l'accéléromètre considéré passe de 0 g à 1 g et vice versa. Comme illustré sur la figure 2.10, la pente du signal filtré des accélérations renseigne sur les transitions entre différentes positions. Des pics significatifs du gradient du signal filtré par rapport au temps permettent donc de détecter ces changements de postures. L'algorithme comprend trois étapes :

1. Calculer le gradient du signal filtré de l'accélération et détecter le maximum local supérieur à un seuil empirique. Ce maximum correspond au temps  $t_0$ .
2. Calculer la moyenne de l'accélération sur les intervalles  $(t_1, t_2)$  et  $(t_3, t_4)$  correspondants à une activité stable respectivement avant et après le temps  $t_0$ . Un seuil empirique définit le caractère stable de la composante « basses fréquences » du signal.
3. Si la variation entre les valeurs moyennes calculées sur les deux intervalles est suffisamment importante, la détection de la transition est confirmée. Sinon elle est infirmée.

L'analyse des accélérations enregistrées par les membres inférieurs permet aussi de détecter une phase d'immobilité. L'algorithme étudie la variance de l'accélération au niveau de la cuisse. La valeur est comparée à un seuil empirique caractérisant l'inactivité.

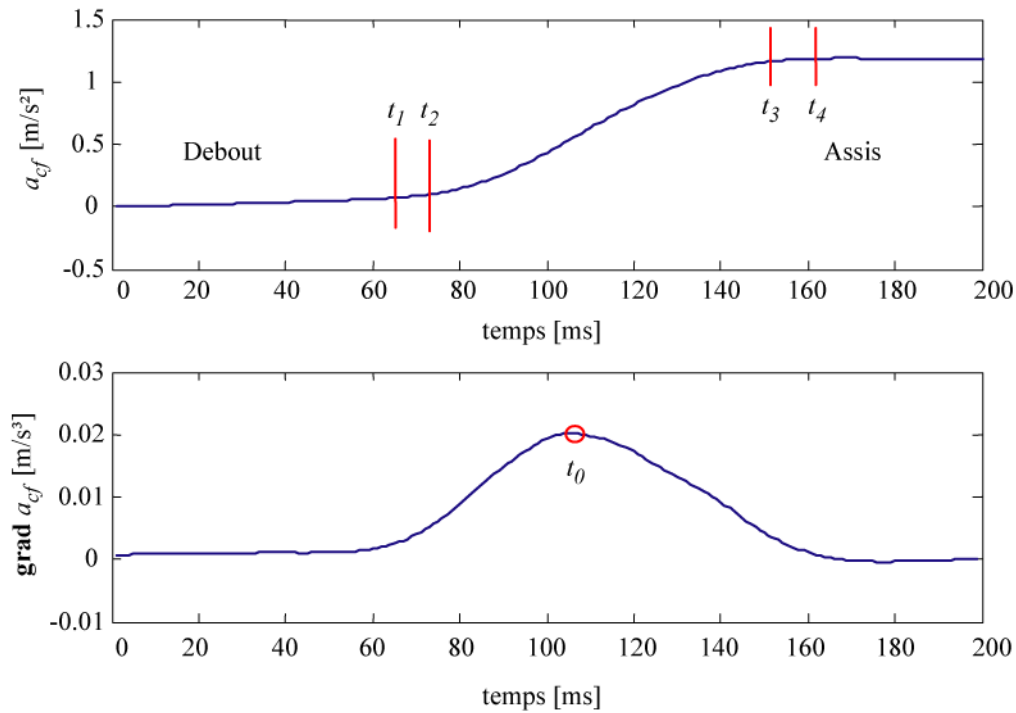


FIGURE 2.10 – Exemple de détection d’une transition entre la position « debout » et la position « assis » à partir du traitement de l’accélération frontale de la cuisse  $a_{cf}$

## 2.4.2 Analyse de l’activité dynamique

### 2.4.2.1 Identification des pas et classification de l’activité

Selon la description de la biomécanique de la marche présentée au paragraphe 2.1, le cycle de marche peut être divisé en quatre événements : la séparation orteils/sol, la phase oscillante, le contact talon/sol et la phase d’appui. La figure 2.11 illustre ces événements, enregistrés au niveau du tibia, caractéristiques de la foulée.

Aminian [28] a montré que le maximum local de la vitesse angulaire mesuré sur le tibia correspond au milieu de la phase oscillante. De plus, les minimum locaux avant et après cet instant reflètent respectivement la séparation orteils/sol et le contact talon/sol. Les travaux de Coley [29] ont montré que le maximum local de la même vitesse angulaire au cours de la phase d’appui définit approximativement le moment où le pied est à plat au sol. Enfin, ces recherches révèlent que la valeur du maximum local correspondant au « pied à plat » devient positif lorsque le piéton monte des escaliers, alors qu’il est négatif lorsqu’il marche à plat ou descend des escaliers.

L’algorithme d’analyse de l’activité statique découpe tout d’abord les données MEMS en périodes, chacune correspondant à un cycle de marche. Il détecte ensuite les éléments caractéristiques décrits plus haut : le moment de pied plat (PP), puis celui de la séparation orteils/sol (OS) et du contact talon/sol (TS) en considérant les minimums locaux voisins. La fin d’un cycle est définie par la séparation orteils/sol du cycle suivant. Enfin d’autres paramètres caractéristiques du type de mouvement



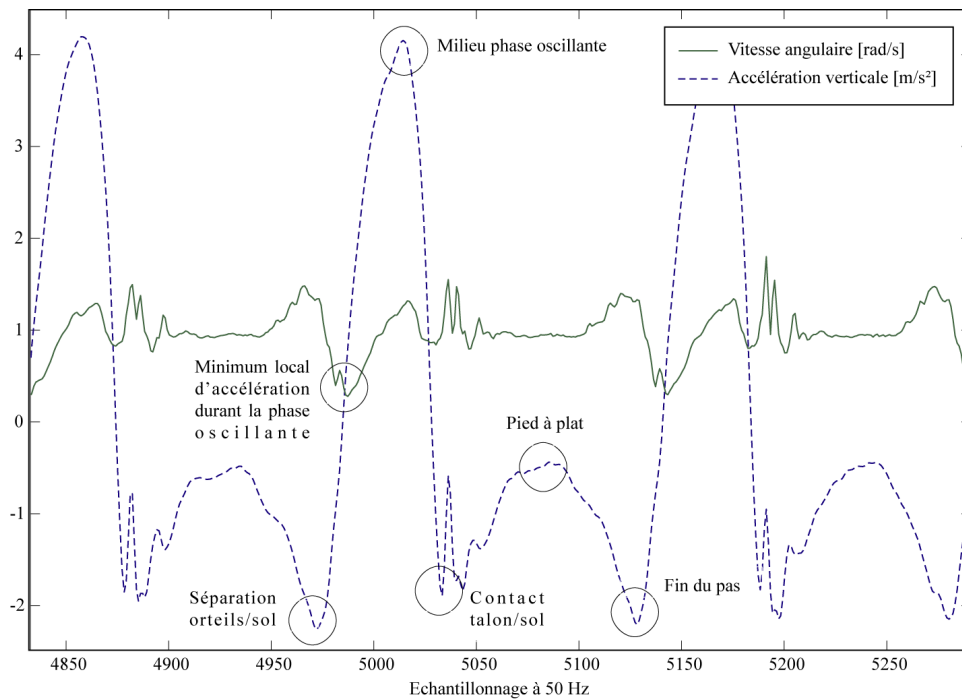


FIGURE 2.11 – *Vitesse angulaire et accélération verticale au niveau du tibia pendant un cycle de marche*

et nécessaires à la classification sont extraits :

**VPP** : La valeur de la vitesse angulaire du tibia au moment du pied plat. Elle correspond au maximum de la vitesse sur l'intervalle de temps (OS, TS)

**DAP** : La différence antéro-postérieur, soit la différence de vitesse entre le milieu de la phase oscillante et la séparation orteils/sol

**DPA** : La différence postéro-antérieure, soit la différence de vitesse entre le contact talon/sol et le milieu de la phase oscillante

**AM** : L'accélération maximale, définie comme étant le minimum local de l'accélération du tibia entre l'instant de la séparation orteils/sol et l'instant correspondant au milieu de la phase oscillante

**VPO** : La vitesse maximale de la phase oscillante, soit la vitesse moyenne du tibia pendant une courte période autour du milieu de la phase oscillante

**Nb\_succ** : Le nombre de pas successifs effectués en montée d'escalier, en marche avant et en descente d'escalier

Une technique de logique floue Mandani classe ensuite les pas détectés selon leur nature (cf figure 2.12). Chaque période issue de la découpe des signaux MEMS ainsi que les paramètres associés sont introduits comme variables dans l'opérateur de logique floue afin de choisir le type d'activité. Les différents types recherchés sont la marche avant et la montée/descente d'escaliers. Comme ces activités provoquent des comportements différents des valeurs MEMS, suivant les règles observées par [28,29], les commandes de logique floue reprennent ces spécifications afin de classer les pas

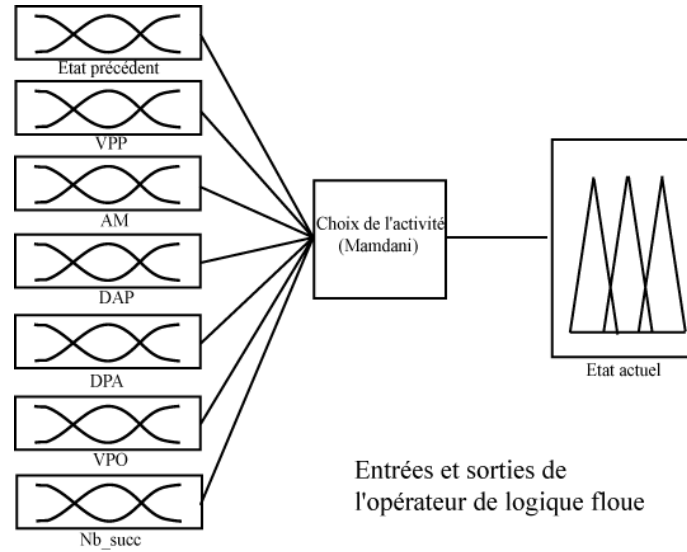


FIGURE 2.12 – Opérateur de logique floue et ses variables d'entrée et de sortie

détectés.

L'intérêt de la logique floue réside dans sa capacité à ajuster de façon dynamique les seuils empiriques nécessaires pour détecter les maximum/minimum locaux. Contrairement à un système qui prendrait des décisions sur la base de simples comparaisons de valeurs, la logique floue est moins sensible aux petites variations qui pourraient faire basculer la décision, mais qui ne seraient pas révélatrices d'un véritable changement de type de pas. Cette technique est donc plus stable lorsqu'il s'agit de traiter les variations induites par les différentes manières de marcher des usagers.

#### 2.4.2.2 Estimation de l'amplitude des déplacements

Après avoir identifié le type de pas effectué, les paramètres qui décrivent l'amplitude du déplacement, tels que la longueur de la foulée, la vitesse de marche ou le déplacement vertical sont calculés.

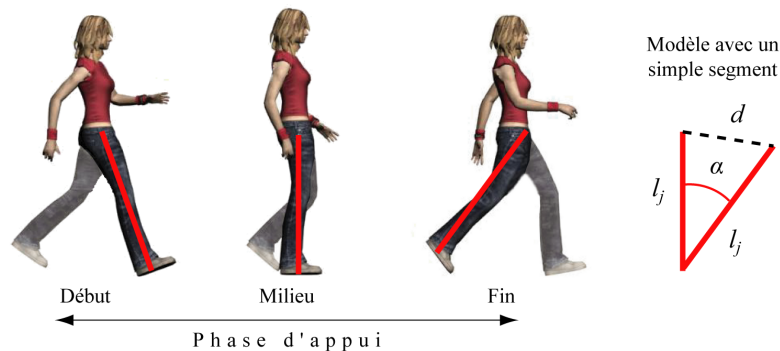


FIGURE 2.13 – Rotation de la jambe pendant la phase d'appui : pendule inverse

**La marche avant** Au milieu et à la fin de la phase d'appui, la jambe est tendue. Son déplacement pendant cette période peut donc être comparé à un simple pendule inverse [30] (voire figure 2.13). La valeur  $d$  correspond à la distance parcourue pendant cette période. Le calcul de cette longueur se fait en intégrant la mesure de vitesse angulaire de la cuisse pendant la demi-phase d'appui. Cette intégrale calcule l'angle de rotation  $\alpha$  de la jambe, considérée comme un segment, autour du bassin pendant une enjambée. Une simple relation trigonométrique permet ensuite d'estimer la distance parcourue.

$$d = l_j \cdot \sqrt{2 \cdot (1 - \cos \alpha)} \quad (2.7)$$

L'équation (2.7) dépend de la longueur, désignée par  $l_j$ , de la jambe de l'individu. L'hypothèse physiologique [31], qui dit que la longueur des membres inférieurs est proportionnelle à la taille d'un individu, permet d'approcher cette grandeur. Si  $l_t$  désigne la taille d'une personne, la longueur de sa jambe est définie par :

$$l_j = 0.54 \cdot l_t \quad (2.8)$$

Sachant que  $\Delta_{PP-OS}$  désigne l'intervalle de temps entre le milieu et la fin de la phase d'appui, la vitesse moyenne de marche s'exprime comme suit :

$$v = \frac{d}{\Delta_{PP-OS}} \quad (2.9)$$

Finalement pour un cycle de marche défini par la durée  $\Delta t_c$  et la vitesse de marche  $v$ , l'équation (2.10) conduit au calcul de la taille  $L$  d'une foulée.

$$L = v \cdot \Delta t_c \quad (2.10)$$

**La montée et la descente d'escaliers** La détection des mouvements de montée et de descente d'escaliers permet de mesurer les déplacements du piéton selon l'axe vertical. A cette fin, la hauteur de marche  $h_m$  est fixée a priori, en général à 20 centimètres. Le déplacement vertical est obtenu en comptant le nombre de cycle  $n_c$  de montée et de descente d'escaliers effectué par l'utilisateur, sachant qu'à chaque cycle correspondent deux marches.

$$z = 2 \cdot h_m \cdot n_c \quad (2.11)$$

La valeur du déplacement  $z$  est positive lorsque le piéton monte des escaliers et négative lorsqu'il les descend.

La longueur de la foulée est estimée à partir de la largeur des marches  $l_m$ . Cette valeur est en moyenne fixée à 25 centimètres. La vitesse angulaire de la cuisse ne peut pas être utilisée aussi simplement que précédemment car elle reflète simultanément deux composantes : le déplacement horizontal et le déplacement vertical. La dissociation des deux composantes est quasiment impossible. Le déplacement horizontal lors de la montée et de la descente d'escaliers s'exprime, comme pour

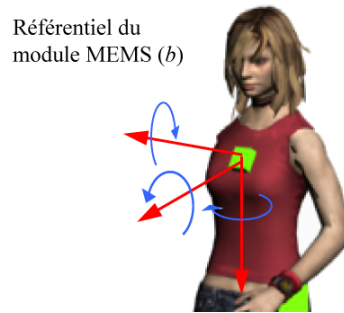


FIGURE 2.14 – Module de capteurs MEMS utilisé pour l'estimation de l'azimut et représentation du référentiel du module MEMS (b)

l'équation (2.11), à partir du comptage du nombre de cycle.

$$L = 2 \cdot l_m \cdot n_c \quad (2.12)$$

Finalement, la vitesse de marche lors de la montée et de la descente d'escalier s'obtient en divisant  $L$  par la durée totale des cycles traités.

#### 2.4.2.3 Estimation de l'orientation

Les systèmes de navigation pédestre délivrent une information relative de déplacement, mais aussi un azimut absolu de marche. La précision de ces systèmes dépend de ces deux composantes. L'expérience conduite par Ladetto [32] montre que la deuxième composante contribue plus fortement à l'imprécision de la solution de navigation que la première. Ceci s'explique tout d'abord par l'importance de l'influence des perturbations magnétiques provoquées par l'espace intra-muros sur les mesures des magnétomètres, et enfin par la forte dérive des gyroscopes. La littérature contient différentes approches d'estimation du cap de marche à partir de MEMS, exposées au paragraphe 2.2.2.2.

Dans le cadre du projet LIAISON, une approche différente a été développée pour améliorer les performances d'estimation du cap de marche à partir de trois trièdres de gyroscopes, d'accéléromètres et de magnétomètres MEMS placés sur le thorax. La figure 2.14 représente cet équipement. Cette approche fusionne les données dans un filtre de Kalman étendu qui calcule l'orientation absolue du module MEMS (roulis, tangage et azimut<sup>2</sup>). Un étalonnage des erreurs systématiques des capteurs et une compensation des perturbations magnétiques améliorent les performances. La figure 2.15 schématise le fonctionnement du filtre employé. L'équation (2.13) donne le vecteur d'état.

$$x = \begin{bmatrix} \varepsilon^n & b_w^b & b_f^b & d_m^b \end{bmatrix}^T \quad (2.13)$$

avec

$\varepsilon^n$ , les erreurs sur l'orientation 3D dans le référentiel de navigation ( $n$ )

---

2. aussi appelé lacet

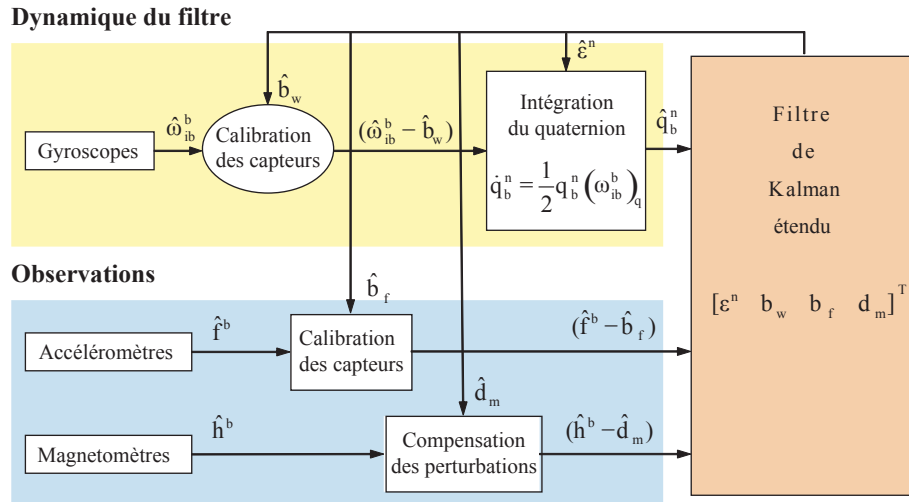


FIGURE 2.15 – Algorithme d'estimation du cap de marche [33]

$b_w^b$  et  $b_f^b$ , respectivement les biais des gyroscopes et des accéléromètres exprimés dans le référentiel ( $b$ ) du module MEMS

$d_m^b$ , les perturbations du champ magnétique dans le référentiel ( $b$ ) du module MEMS

Deux niveaux d'amélioration précèdent la boucle principale du filtre. Dans un premier temps, les observations fournies par chaque capteur sont confrontées à certaines conditions. L'objectif est de détecter si l'on est en présence d'une brusque perturbation du champ magnétique, en vérifiant son amplitude ainsi que la variation des angles décrivant l'orientation du module MEMS. En cas d'immobilité totale, des tests sur la vitesse angulaire et les accélérations sont conduits. Dans un second temps, le modèle dynamique, la matrice de transition, la covariance du bruit du système et la covariance du bruit de mesure sont adaptés en fonction des conditions qui viennent d'être vérifiées.

Les règles spécifiques d'adaptation du filtre de Kalman sont les suivantes :

1. En cas d'immobilité totale et en l'absence de perturbation magnétique, la variable représentant les perturbations magnétiques ( $d_m$ ) est modélisée comme une variable aléatoire.
2. En cas de mobilité, la modélisation se fait par un processus stochastique de Gauss Markov du premier ordre. De plus, si le piéton est en mouvement, l'hypothèse selon laquelle les accéléromètres mesurent uniquement la force de réponse directe à la gravité n'est plus valable. Par conséquent, la covariance de bruit des mesures des accéléromètres est augmentée de façon significative.
3. Quel que soit l'état de mobilité du piéton, si une perturbation magnétique est détectée, elle est modélisée comme un processus de Gauss-Markov du premier ordre avec un bruit proportionnel à l'amplitude magnétique mesurée. En d'autres termes, la covariance de bruit du système est augmentée proportionnellement à la perturbation détectée.

Comparées à d'autres solutions existantes, les performances du nouveau filtre de fusion de données MEMS pour estimer le cap de marche sont meilleures. Cependant

ces résultats dépendent fortement du choix des seuils, souvent empiriques, qui définissent l'état d'immobilité et la détection d'éventuels perturbations, indispensables à l'adaptation du filtre.

## 2.5 Conclusion

L'ensemble des travaux de navigation à l'estime présenté montre que de nombreux choix sont possibles dans la conception de la solution idéale de localisation MEMS, tant au niveau de l'architecture qu'au niveau des algorithmes. La complexité de la solution MEMS dépend des exigences des utilisateurs et de la finesse des résultats recherchés. Les nouveaux algorithmes améliorent les performances de localisation des piétons car au lieu d'identifier et de sommer des grandeurs prédéfinies de déplacement, ils estiment au mieux l'amplitude des mouvements. De plus ils résistent mieux aux éléments qui faussent la localisation, soit principalement les mouvements parasites du piéton et les perturbations magnétiques. Notons cependant qu'au stade actuel de développement des technologies MEMS, la contrainte représentée par le port de trois boîtiers de capteurs n'a de sens que pour des enjeux qui dépassent les applications grand public. Ces avancées s'intègrent pleinement dans le contexte de mise en place du numéro d'appel d'urgence européen E112.

# Chapitre 3

## Radiolocalisation ULB

*Plus une découverte est originale, plus elle semble évidente par la suite. [Arthur Koestler]*

L'introduction des systèmes radio à la fin du 19ème siècle fut le point de départ de l'émergence de nombreux nouveaux moyens de communication. Les plus connus d'entre eux sont certainement la télévision, la radio, puis la téléphonie mobile et enfin les systèmes GNSS pour « Global Navigation Satellite System ».

L'utilisation des premières mesures temporelles à partir de signaux radio à des fins de navigation date de 1907. Dès l'avènement du principe du radar, pour « radio detection and ranging », la nature des mesures radio s'enrichit avec l'enregistrement de vitesses et de fréquences. Il est intéressant de noter que ce sont toujours ces mêmes mesures de distances et de « Doppler » qui sont exploitées aujourd'hui, par exemple dans la navigation par GPS, pour localiser des éléments en mouvement. Avec la nouvelle technologie de communication sans fil à ultra-large bande basée sur de très courtes impulsions, les mesures temporelles sont faites avec une plus grande précision. En conséquence, la recherche sur la radiolocalisation connaît un nouvel essor.

Fort de près d'un siècle d'expérience, la radiolocalisation à partir d'infrastructures terrestres est une technologie mature. Contrairement aux techniques de navigation par GNSS, elle fournit une solution même en zone urbaine où les obstacles à la propagation des ondes sont nombreux. Il est donc tout naturel de s'y intéresser lorsque l'on souhaite concevoir une solution de navigation intra-muros destinée aux piétons.

### 3.1 Métriques de radiolocalisation

Il existe trois principaux types de métriques retenus dans les systèmes de radiolocalisation : la puissance reçue, la direction d'arrivée, et le temps d'arrivée ou la différence de temps d'arrivée.

### 3.1.1 Puissance reçue (RSS)

#### 3.1.1.1 Technique de mesure de la puissance

La puissance d'un signal reçu, communément désignée sous l'acronyme RSS pour « Receiver Signal Strength », est définie par la quantité d'énergie transmise, mesurée par un circuit indicateur de puissance au niveau du récepteur.

#### 3.1.1.2 Modélisation d'une RSS

Soient  $\lambda$  la longueur d'onde du signal émis,  $M_e$  la position de l'antenne émettrice et  $\alpha$  un coefficient caractérisant la propagation dans le milieu, l'équation suivante donne une forme simple de la puissance du signal reçu en une position  $M_r$  de l'espace.

$$P(M_r) = P(M_e) G_e G_r \left( \frac{\lambda}{4\pi d} \right)^\alpha \quad (3.1)$$

En prenant le logarithme de l'équation (3.1), et en lui soustrayant cette même équation pour une RSS prise à la distance connue  $d_0$ , on obtient l'équation (3.2). Ce modèle, dit de « Motley-Keenan », relie les mesures RSS à la distance qui sépare le mobile de l'émetteur. Il est souvent utilisé pour sa simplicité.

$$P(d) = P(d_0) - 10 \alpha \log \left( \frac{d}{d_0} \right) \quad (3.2)$$

$P(d)$  et  $P(d_0)$  correspondent respectivement aux puissances, en dBm, du signal reçu à la distance inconnue  $d$  et à la distance connue  $d_0$ .

**Le coefficient d'atténuation  $\alpha$ .** Ce coefficient reflète l'environnement de propagation et la nature de la transmission entre l'émetteur et le récepteur : en visée directe ou en visée indirecte. Il varie entre un, pour un couloir, et deux pour un espace de bureau [34]. Certains travaux différencient les visées indirectes « légères », des visées indirectes dites « fortes ».  $\alpha$  se situe entre trois et quatre pour les visées indirectes légères et entre quatre et sept pour les visées indirectes dites fortes. S'assurer de l'adéquation du coefficient d'atténuation avec la réalité de l'espace de propagation est très difficile. Une erreur sur la valeur choisie pour le paramètre peut se traduire par une erreur de plusieurs mètres [35]. La technique « du point de rupture » est parfois employée. Elle consiste à associer différentes valeurs de  $\alpha$  à différentes plages de distances. L'utilisation d'une variable aléatoire de distribution Gaussienne permet d'obtenir de meilleurs résultats, mais complique le processus d'implémentation. Décrire les phénomènes d'interaction d'un signal radio avec son environnement de propagation au moyen d'un seul coefficient d'atténuation semble très réducteur.

#### 3.1.1.3 Algorithmes de localisation

**Modèles de propagation** La puissance d'un signal reçu possède la caractéristique de s'atténuer en fonction de la distance parcourue. On constate cette décroissance sur les modèles de propagation utilisés pour la localisation à partir de RSS.



Une mesure renseigne donc sur une distance  $d$ . D'un point de vue géométrique, si le mobile  $M$  se trouve à la distance  $d$  de la station  $BS$ , les positions occupées par  $M$  sont décrites par un cercle de centre  $BS$  et de rayon  $d$ . A partir de mesures RSS sur trois stations de bases, il est possible de déterminer la position du mobile comme illustré sur la figure 3.1. Étant donné les erreurs de mesures, la trilatération ne peut fournir qu'une région d'incertitude dans laquelle se trouve le mobile. Des techniques itératives ou récursives sont appliquées pour estimer la position dans cette région. D'autres algorithmes plus remarquables, tels que le SELFLOC (Selective Fusion Location Estimation) et le RoC (Region of Confidence), [36] traitent ce problème.

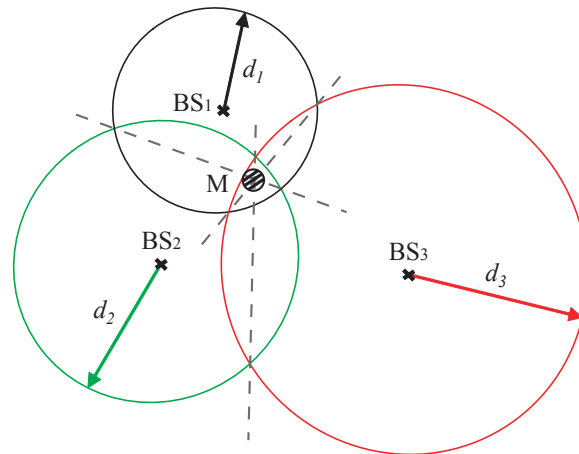


FIGURE 3.1 – Positionnement dans le plan d'un mobile par trilatération

L'utilisation de modèles de propagation est très intéressante puisqu'elle ne nécessite que peu de connaissances à priori : un RSS de référence pour chaque station de base et le coefficient  $\alpha$ . Cependant cette technique est peu précise. La puissance des signaux est fortement atténuée par des phénomènes radio (réflexion, diffraction et transmission) indépendants de la distance parcourue. A cela s'ajoutent des dérives spontanées qui compliquent la mesure de puissance. Les bonnes mesures exigent une calibration permanente. Simple et peu coûteuse, cette technique de localisation est typiquement utilisée dans le cadre de la radiolocalisation cellulaire ou Wifi.

**Fingerprinting** Étant donné la difficulté de déterminer un facteur  $\alpha$  qui soit le reflet de l'environnement, il est possible de travailler avec un modèle plus réaliste constitué d'une base de données de signatures RSS. On parle alors de "fingerprinting". Cette approche étudie comment le signal est reçu sur chaque noeud d'un réseau qui quadrille un espace donné.

Cette technique nécessite une phase de calibration au cours de laquelle la base de donnée est créée avec les RSS collectées à partir de plusieurs stations de base. Ces empreintes prédéterminées de RSS sont associées aux positions géographiques de l'espace dans la base de données. En phase d'exploitation, différents algorithmes permettent d'associer la position du mobile à un noeud de la base de données à partir d'une mesure RSS.

L'algorithme le plus couramment employé calcule la distance euclidienne entre la mesure RSS et les empreintes de la base de données. La position du mobile est associée à celle du noeud correspondant à la distance minimale. L'algorithme des  $N$  plus proches voisins [12] exploite ce principe simultanément sur plusieurs noeuds pour déterminer une position plus précise. Enfin des approches probabilistes utilisent des informations plus riches pour déterminer la position du mobile. Nous pouvons, par exemple, utiliser la probabilité d'une personne de se trouver à un endroit donné en fonction de son profil. Le succès du "fingerprinting", quelque soit l'algorithme impliqué, repose sur la stabilité de l'environnement radio pendant sa période d'exploitation et sur la fiabilité de la base de données.

### 3.1.2 Direction d'arrivée (AOA)

La direction d'arrivée, désignée par l'acronyme AOA pour « Angle of Arrival », estime l'angle d'incidence du trajet suivi par une onde reçue sur plusieurs références. En général, cette mesure se fait au moyen d'un réseau d'antennes formé d'un arrangement bidirectionnel constitué de deux ou de plusieurs éléments. Il existe deux techniques principales de mesure de direction d'incidence. La première technique exploite l'amplitude de la réponse de l'antenne réceptrice, alors que la seconde exploite sa phase.

#### 3.1.2.1 Technique de mesure d'AOA

**L'amplitude** La mesure de l'amplitude se fait au moyen d'un procédé à formation de faisceaux. Ce dernier augmente la sensibilité du récepteur à la réception du signal dans une direction choisie et réduit sa sensibilité dans toutes les directions d'interférence et de bruit. L'anisotropie du lobe de l'antenne de réception est utilisée pour mesurer l'angle d'incidence de l'onde. On localise ensuite la puissance maximale de réception en faisant tourner l'antenne, ce qui détermine l'angle d'incidence.

**Limites des techniques de mesure d'amplitude** Les performances de mesure de cette méthode sont amoindries lorsque la puissance du signal émis varie. Dans ce cas, il est difficile de distinguer correctement le pic de réception des variations occasionnées par l'anisotropie de l'antenne. Une approche largement employée pour contrer cette difficulté est l'utilisation simultanée d'un minimum de deux antennes stationnaires dont les modèles de rayonnements anisotropes sont connus [37]. La superposition des modèles de rayonnement et la comparaison du pic de réception sur les deux antennes au même moment permet d'identifier la direction de transmission. Une erreur minime de mesure de la puissance du signal reçu peut conduire à une erreur angulaire importante. La précision typique de mesure à partir de quatre antennes est de l'ordre de 10-15°. Elle atteint 2° avec huit antennes.

**La phase** L'interférométrie de signaux déphasés reçus par un réseau d'antennes permet de mesurer la direction d'incidence d'une onde. Cette technique nécessite un réseau de  $N$  antennes séparées entre elles par une distance  $d$ . La distance entre l'émetteur et le réseau d'antennes s'exprime en fonction de la distance au premier

élément du réseau et de l'angle d'incidence ( $\theta$ ) comme illustré sur la figure 3.2 [38]. Le déphasage entre deux éléments du réseau d'antennes vaut  $2\pi \frac{d \cdot \cos(\theta)}{\lambda}$ ,  $\lambda$  étant la longueur d'onde du signal. La mesure de ce déphasage permet donc de calculer l'angle d'incidence du signal reçu sur le réseau d'antennes.

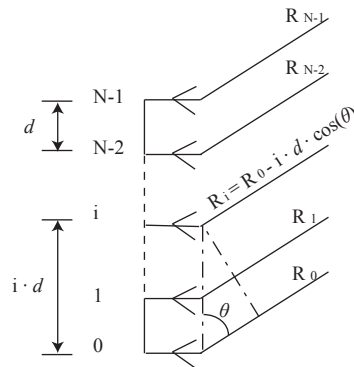


FIGURE 3.2 – *Mesure de phase sur un réseau de  $N$  antennes.*

**Limites des techniques de mesure de phase** Les performances de cette technique sont affaiblies lorsque le signal est sujet à de fortes interférences ou à des trajets réfléchis. En effet, la mesure de déphasage repose sur l'hypothèse d'un trajet en visée directe entre l'émetteur et le réseau d'antennes. Dans le cas d'un trajet multiple, l'erreur de mesure peut être très grande et difficilement détectable. Des algorithmes utilisant le maximum de vraisemblance et s'appuyant sur des modélisation statistiques du signal incident ont été proposés pour diminuer l'impact de ces erreurs.

**Algorithmes associés** Ces algorithmes s'appuient soit sur des processus stochastiques, soit sur des processus déterministes. Dans le premier cas, chaque trajet réfléchi est indépendamment estimé puis compensé dans un calcul de moindre vraisemblance. Dans le second cas, l'algorithme présuppose qu'un modèle de communication entre l'émetteur et le récepteur est connu.

Une dernière catégorie d'algorithmes pose le problème dans l'espace vectoriel et calcule les directions d'incidence à partir des valeurs propres de la matrice de corrélation. Les signaux reçus sur un réseau de  $N$  antennes forment des vecteurs de dimension  $N$ . Une décomposition de Dunford de la matrice de corrélation sépare le signal et le bruit. Ensuite des algorithmes de type MUSIC [39] (Multiple Signal Classification) ou ESPRIT [40] (Estimation of Signal Parameters by Rotational Invariance Techniques) exploitent la décomposition en une somme de sous-espaces pour déterminer les AOA.

### 3.1.2.2 Modélisation d'AOA

Dans le référentiel de la station de base  $BS$ , les angles horizontal et vertical sont mesurés en observant la direction d'arrivée du signal émis par le mobile. Ces angles

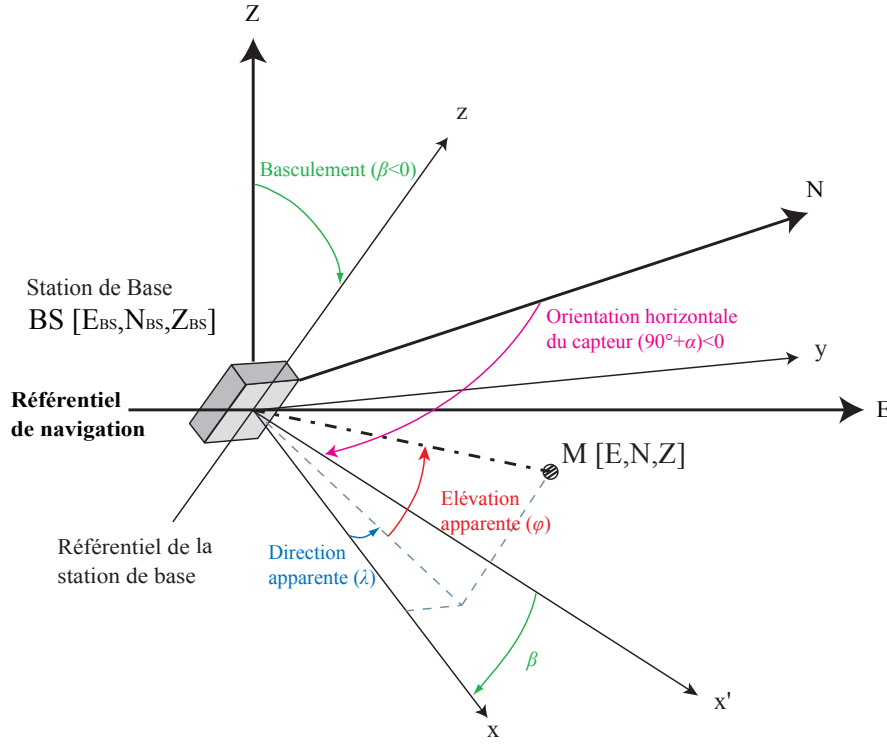


FIGURE 3.3 – Angles décrivant une mesure d'AOA

correspondent respectivement à la direction apparente ( $\lambda$ ) et à l'élévation apparente ( $\varphi$ ) indiqués sur la figure 3.3. Avec  $n_\lambda$  et  $n_\varphi$  les bruits de mesures associés aux angles, on obtient :

$$\begin{aligned}\lambda &= \arctan\left(\frac{y}{x}\right) + n_\lambda \\ \varphi &= \arctan\left(\frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right) + n_\varphi\end{aligned}\quad (3.3)$$

Les données de navigation pédestre sont fournies dans un référentiel correspondant au plan de navigation, soit au bâtiment. Ces angles sont donc ramenés dans le référentiel de navigation au moyen d'une rotation  $R$  définie par l'orientation dans le référentiel de navigation de la station de base. Dans la pratique l'horizontale du récepteur est positionnée dans un plan parallèle au sol de la pièce. L'angle de basculement ( $\beta$ ) et l'orientation horizontale ( $90^\circ + \alpha$ ) suffisent donc pour décrire la matrice  $R$ .

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} E & N & Z \end{bmatrix}^T = R \begin{bmatrix} x & y & z \end{bmatrix}^T \quad (3.4)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \beta & -\sin \alpha & \cos \alpha \sin \beta \\ \sin \alpha \cos \beta & \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \mathbf{x} \quad (3.5)$$

Avec  $(E_i, N_i, Z_i)$  les coordonnées du point d'ancrage de la station de base  $BS_i$  dans le référentiel de navigation, on obtient dans le référentiel de navigation :

$$\lambda = \arctan\left(\frac{N - N_i}{E - E_i}\right) - \alpha_i + n_\lambda \quad (3.6)$$

$$\varphi = \arctan\left(\frac{Z-Z_i}{\sqrt{(E-E_i)^2+(N-N_i)^2}}\right) - \beta_i + n_\varphi \quad (3.7)$$

**Approche géométrique** Le lieu géométrique du mobile  $M$  décrit par une mesure d'AOA correspond à une droite définie par son vecteur directeur  $\mathbf{s}$  et le point  $BS$ .

$$M \in \mathbb{R}^3 : \left\{ \begin{array}{l} M = BS + k \mathbf{s} \\ \mathbf{s} = [\cos(\lambda + \beta) \cos(\alpha + \varphi) \quad \cos(\lambda + \beta) \sin(\alpha + \varphi) \quad \sin(\lambda + \beta)]^T \\ \forall k \in \mathbb{R} \end{array} \right\} \quad (3.8)$$

$s$  étant un vecteur unitaire, on peut noter que  $k$  correspond directement à la distance entre le mobile et la station de base.

### 3.1.2.3 Algorithmes de localisation

Beaucoup de travaux de recherche sont dédiés à la localisation par mesures angulaires. En effet, ce principe est le moins gourmand en terme de mesures, car il est possible de localiser un mobile à partir de deux AOA. Deux approches principales se distinguent : celle par estimation du maximum de vraisemblance et celle de « Stanfield ».

Si l'on considère les mesures d'AOA  $\mathbf{y} = [\lambda_1, \dots, \lambda_N, \varphi_1, \dots, \varphi_N]^T$  sur  $N$  stations de base pour un émetteur mobile situé à la position  $M$  de coordonnées  $\mathbf{X} = [E, N, Z]^T$  dans le référentiel de navigation et  $\theta(\mathbf{X})$  le modèle fonctionnel associé, l'estimateur du maximum de vraisemblance répond à l'expression suivante :

$$[\mathbf{y} - \theta(\mathbf{X})]^T \mathbf{S}^{-1} [\mathbf{y} - \theta(\mathbf{X})] \xrightarrow{\mathbf{X}} \min \quad (3.9)$$

$\mathbf{S}$  est la matrice de covariance de dimension  $2N \times 2N$  associée aux mesures. Elle prend en compte les bruits de mesure  $n_\theta = [n_{\lambda_1}, \dots, n_{\lambda_N}, n_{\varphi_1}, \dots, n_{\varphi_N}]^T$ . Une régression de type Gauss-Newton peut être utilisée pour résoudre le problème non linéaire décrit par cette équation.

Dans  $\mathbb{R}^2$ , l'approche de « Stanfield » simplifie la solution précédente en faisant l'hypothèse que les bruits de mesure sont suffisamment faibles pour écrire  $\sin(n_{\lambda_i}) \approx n_{\lambda_i}$  et  $\sin(n_{\varphi_i}) \approx n_{\varphi_i}$  quelque soit  $i \in \{1, \dots, N\}$ . Dans ces conditions, il est possible de linéariser les équations de modélisation des AOA et de calculer directement la position de l'émetteur à partir d'une position initiale approchée.

### 3.1.3 Temps de vol (TOA & TDOA)

La mesure du temps d'arrivée, dénommée TOA pour « Time of Arrival », d'un signal émis par un mobile  $M$  sur une station de base  $BS$ , permet de calculer la distance  $d(M, BS_n)$  entre ces deux éléments. Cette affirmation repose sur le fait que la propagation d'onde électromagnétique se fait à vitesse constante dans l'air, soit

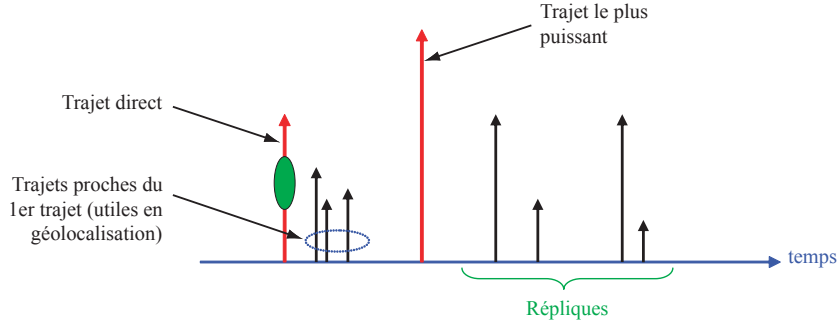


FIGURE 3.4 – Profil en situation de trajets multiples

la vitesse de la lumière  $c$ . A partir d'une mesure  $\Delta t$  du temps de propagation du signal et du bruit de mesure associé  $n_{\Delta t}$ , on peut écrire :

$$d(M, BS) = c \cdot \Delta t + n_{\Delta t} \quad (3.10)$$

### 3.1.3.1 Technique de mesure de temps d'arrivée (TOA)

Pour effectuer une mesure de TOA avec précision, les horloges des deux équipements doivent être synchronisées. Pour éviter cette contrainte, les mesures de temps peuvent se faire en boucle sur un aller-retour depuis l'émetteur. La même horloge étant utilisée deux fois, aucune synchronisation n'est nécessaire. Cependant, dans ce cas, le temps de traitement requis par le récepteur pour retourner le signal constitue une source d'erreur supplémentaire.

Les techniques les plus usuelles pour mesurer le temps d'arrivée utilisent des fonctions de corrélation. La corrélation croisée continue de deux signaux  $s_i(t)$  et  $s_j(t)$  à l'intervalle de temps  $\tau$  après un laps de temps  $T$  suffisamment grand est donnée par :

$$\rho_{i,j}(\tau) = \frac{1}{T} \int_0^T s_i(t) s_j(t - \tau) dt \quad (3.11)$$

Le succès de ce procédé repose tout d'abord sur une très bonne synchronisation des récepteurs, mais aussi sur sa capacité à identifier le premier trajet. En effet, la présence de bruit et de trajets multiples rendent ambiguë l'estimation du TOA, principalement car le trajet direct ne correspond pas forcément au signal reçu le plus fort (figure 3.4).

Différentes stratégies sont employées pour discerner le signal reçu correspondant au trajet en visée directe des répliques. Les premières s'appuient sur la détection de pics spécifiques, par exemple le premier pic ou le pic le plus large [41]. Ces algorithmes sont sensibles au nombre d'échantillons sélectionnés pour le processus de recherche. Les autres se basent sur des algorithmes, principalement issus de la théorie du radar, qui utilisent des seuils souvent empiriques. Ces derniers sont moins complexes puisqu'ils procèdent par simple comparaison avec une ou plusieurs valeurs fixes. Cependant le choix de ces valeurs est critique.



Pour estimer une différence de temps d'arrivée, désignée sous l'acronyme TDOA pour « Time Difference Of Arrival », on mesure tout d'abord les TOA d'un signal donné sur deux stations de base distinctes et on calcule leur différence. Cette mesure a l'avantage d'éliminer les problèmes de synchronisation entre l'émetteur et les récepteurs.

La différence de temps d'arrivée  $\Delta t_{ij}$  entre la  $i$ ème et la  $j$ ème station de base est calculée comme suit :

avec  $d(M, BS_k) = \sqrt{(E_k - E)^2 + (N_k - N)^2 + (Z_k - Z)^2}$ ,  $k \in \{i, j\}$ . La mesure est entachée d'un bruit  $n_{\Delta t_{ij}}$  qui résulte des deux TOA.

$$\mathbf{X} = a \cosh(u) \mathbf{nx} + b \sinh(u) \cos(v) \mathbf{ny} + b \sinh(v) \sin(u) \mathbf{nz} + \mathbf{sm} \quad (3.13)$$

avec

$$u \in [-\infty, +\infty] \text{ et } v \in [0, \pi]$$

$a$  et  $b$  sont les coefficients de l'hyperboloïde.

**sm** correspond à l'origine du référentiel de l'hyperboloïde dont les axes orthonormés sont définis par les vecteurs **nx**, **ny** et **nz**.

Toutes ces variables sont représentées sur la figure 3.5.

L'équation cartésienne associée à ce lieu géométrique s'exprime comme suit :

$$1 = \frac{x^2}{a^2} - \frac{y^2}{b^2} - \frac{z^2}{b^2} \quad (3.14)$$

### 3.1.3.4 Algorithmes de localisation

**Estimation par moindres carrés.** Plusieurs algorithmes de localisation à partir de mesures de temps de vol ont été développés. Ils reposent principalement sur l'estimation de la distance. Une première catégorie de ces algorithmes estime la position du mobile par moindres carrés et minimisent donc la somme quadratique  $F(\mathbf{X})$  des résidus  $f_i(\mathbf{X})$ . Dans le cadre de TDOA, cette approche peut s'écrire comme suit.

$$F(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N \kappa_i f_i^2(\mathbf{x}) \quad (3.15)$$

$$f_i(\mathbf{X}) = c\Delta t_{ij} - (d(M, BS_i) - d(M, BS_j)) \quad (3.16)$$

avec  $\mathbf{X} = [E, N, Z]^T$  et  $\kappa_i$  choisi afin de refléter la fiabilité de la mesure de temps.

Certains algorithmes [42, 43] utilisent des développements de Taylor pour calculer la position de l'utilisateur en fonction des TOA et TDOA. Ces techniques s'appuient sur des processus itératifs qui peuvent avoir des difficultés à converger si la position initiale du mobile est trop erronée. Une alternative [44] s'appuyant sur une estimation par moindres carrés en deux étapes propose une solution non itérative. Ce processus correspond à une réalisation proche du maximum de vraisemblance. Ces techniques sont d'autant plus performantes que la configuration géométrique de l'émetteur et des stations de base est optimale. Elles sont efficaces et précises uniquement pour des mesures enregistrées en visée directe. Dans des configurations de trajets multiples, des informations additionnelles, telles que l'exploitation de données redondantes ou la connaissance a priori de la propagation dans le milieu, doivent impérativement être utilisées pour distinguer les trajets réfléchis des trajets directs.

**Autres algorithmes.** L'interpolation sphérique [45] est aussi utilisée en localisation basée sur des TDOA. Cette méthode tire son profit de données redondantes. Enfin, la position du mobile dans l'espace peut être calculée sans estimer les distances associées aux TDOA. E.G. Bakhoun [46] est le premier à avoir présenté un algorithme de ce type en boucle fermée. Une dernière approche [47] proposée par B. Fang, fournit une solution exacte aux équations hyperboliques  $f_i(\mathbf{X}) = 0$ . Comme



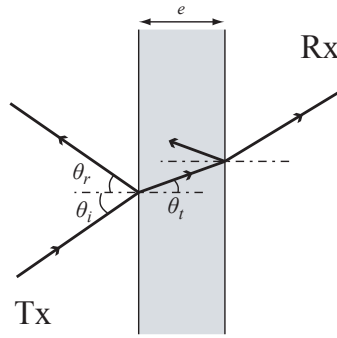


FIGURE 3.6 – Principes de transmission et de réflexion à travers un mur d'épaisseur  $e$

précédemment le succès de ces algorithmes dépend de l'absence de trajets réfléchis parmi les mesures de temps.

## 3.2 Transmissions Ultra-Large Bande

A l'intérieur des bâtiments, les ondes électromagnétiques traversent des murs et souffrent de dégradations dues à des phénomènes d'atténuation et de dispersion. L'absorption par les matériaux, les réflexions multiples et la dépendance selon la fréquence au coefficient diélectrique des éléments construits traversés sont les principaux éléments qui agissent sur cette dégradation. Aussi est il important de bien identifier ces interactions avec l'intra-muros avant d'imaginer des processus de décision ou de filtrage dont le but est d'atténuer l'impact de ces phénomènes sur la propagation intra-muros.

### 3.2.1 Principales interactions électromagnétiques

Ce rappel théorique s'appuie sur l'Optique Géométrique et les équations de Fresnel qui décrivent les interactions électromagnétiques à l'interface entre deux milieux aux indices de réfraction distincts. Ces équations relient les amplitudes des ondes réfléchies et transmises par rapport à l'amplitude de l'onde incidente. L'obstacle considéré est un mur non métallique aux surfaces planes et parallèles, dont le matériau est homogène et isotrope. Les résultats obtenus sous cette hypothèse peuvent ensuite être extrapolés pour des murs stratifiés et des structures plus complexes.

#### 3.2.1.1 La transmission et la réflexion

Lorsqu'un signal se propage vers la surface plane de l'obstacle, sa résultante consiste en deux parties : une partie transmise au travers du matériau et une autre réfléchie. Les phénomènes qui interviennent sont la réflexion et la réfraction illustrés sur le schéma de principe de la figure 3.6.

**Caractéristiques de milieu** L'obstacle est constitué d'un matériau isotrope, homogène. Par conséquent, les paramètres qui qualifient le milieu sont indépendants

de la position sur l'obstacle. Ils correspondent à la perméabilité magnétique  $\mu$  et à la permittivité diélectrique  $\varepsilon$  du matériau qui le compose.  $\mu_0$  et  $\varepsilon_0$  étant les perméabilités magnétique et électrique dans le vide, on a :

$$\begin{aligned}\mu &= \mu_0 \cdot \mu_r \\ \varepsilon &= \varepsilon_0 \cdot \varepsilon_r\end{aligned}\tag{3.17}$$

On définit l'indice optique  $n$  comme le rapport de la vitesse de la lumière et de la vitesse de propagation de l'onde dans le milieu :

$$n = \frac{c}{v} = \sqrt{\frac{\mu\varepsilon}{\mu_0\varepsilon_0}} = \sqrt{\mu_r\varepsilon_r}\tag{3.18}$$

**Equations de propagation** Considérons une onde électromagnétique plane de vecteur d'onde  $\vec{k} = k \vec{n}$  ( $\vec{n}$ , un vecteur unitaire) et de pulsation  $\omega$ . Cette onde est transverse, ce qui signifie que le champ électrique  $\vec{E}$  et le champ magnétique  $\vec{B}$  sont orthogonaux au vecteur d'onde et orthogonaux entre eux. La relation de dispersion est :  $k^2 = \mu\varepsilon\omega^2$ . En régime harmonique, l'Optique Géométrique décrit le champ électromagnétique de cette onde, en tout point de l'espace, sous la forme :

$$\vec{E}(\vec{r}, t) = \vec{E}_o \cdot \exp\left(i\left(\vec{k} \cdot \vec{r} - \omega t\right)\right)\tag{3.19}$$

$$\vec{B}(\vec{r}, t) = \vec{B}_o \cdot \exp\left(i\left(\vec{k} \cdot \vec{r} - \omega t\right)\right)\tag{3.20}$$

**Lois de Descartes** Connaissant les paramètres qui décrivent l'onde incidente et les paramètres des milieux des deux côtés du dioptre, il est possible de calculer les directions et amplitudes des vecteurs réfléchis et réfractés. Soient  $v_1$  et  $v_2$ , les vitesses de propagation dans les deux milieux, et  $n_1$  et  $n_2$  les indices correspondants. Les lois de Descartes établissent la relation suivante entre les angles  $\theta_i$ ,  $\theta_r$  et  $\theta_t$ , respectivement de l'onde propagée, de l'onde réfléchie et de l'onde transmise.

$$n_1 \sin \theta_i = n_1 \sin \theta_r = n_2 \sin \theta_t\tag{3.21}$$

L'onde réfléchie étant dans le même milieu que l'onde propagée, les angles  $\theta_i$  et  $\theta_r$  sont égaux. La réflexion est dite spéculaire.

**Les formules de Fresnel** Les lois de Descartes permettent de déterminer la direction des ondes réfléchies et transmises, mais ne donnent aucune information sur les amplitudes incidente  $E$ , transmise  $E_t$  et réfléchie  $E_r$ . A cette fin, il faut expliciter les relations de passage. Les formules de Fresnel permettent de calculer les coefficients de réflexion  $r$  et de transmission  $t$  qui explicitent ces relations de passage. Le résultat étant différent selon l'orientation des champs  $\vec{E}$  (ou  $\vec{B}$ ) par rapport au plan d'incidence, deux résultats sont fournis pour une polarisation parallèle et perpendiculaire au plan d'incidence.

Pour une onde polarisée avec son champ magnétique dans le plan d'incidence, on a :

$$r_{\perp} = \frac{-\sin(\theta_i - \theta_t)}{\sin(\theta_i + \theta_t)} \quad (3.22)$$

$$t_{\perp} = \frac{2 \cos \theta_i \sin \theta_t}{\sin(\theta_i + \theta_t)} \quad (3.23)$$

Pour une onde polarisée avec son champ électrique dans le plan d'incidence, on a :

$$r_{\parallel} = \frac{-\tan(\theta_i - \theta_t)}{\tan(\theta_i + \theta_t)} \quad (3.24)$$

$$t_{\parallel} = \frac{2 \cos \theta_i \sin \theta_t}{\sin(\theta_i + \theta_t) \cos(\theta_i - \theta_t)} \quad (3.25)$$

**Cas des signaux ULB** Etant donné la complexité de l'environnement intramuros, les phénomènes de réflexion et de transmission sont très fréquents. La probabilité de recevoir des trajets indirects dépend du milieu et de la densité du réseau de récepteurs. Lorsque cette densité est faible ou que le milieu de propagation est rempli d'obstacles, tels que les meubles, il se peut qu'uniquement des trajets réfléchis soient captés par le récepteur et qu'aucun trajet direct ne soit disponible. Pour les transmissions ULB, des outils déterministes de simulation de la propagation présentent plusieurs résultats intéressants [48]. Des échos successifs provenant de réflexions successives à l'intérieur des murs stratifiés ont été constatés. Cet effet s'intensifie lorsque la partie réelle de la permittivité du matériau croît. De plus, la séparation temporelle entre les échos peut être reliée à l'épaisseur de l'obstacle et à l'indice de son milieu. Il a été remarqué que les échos successifs dans le cas de la transmission ou de la réflexion interfèrent avec la première impulsion lorsque l'épaisseur de l'obstacle diminue, provoquant ainsi une distortion apparente du signal reçu. D'un point de vue général, ces résultats déjà difficiles à caractériser pour des simulations mono-couches deviennent très complexes lorsque l'empilement de plusieurs couches est considéré. C'est par exemple le cas dans les applications médicales ou de géologie où les signaux traversent plusieurs couches de tissus humains ou de sols.

### 3.2.1.2 La diffraction

Le phénomène physique de diffraction intervient quand une onde électromagnétique rencontre les arêtes de l'obstacle. Dans ce cas, la Théorie Géométrique de la Diffraction (TGD) prédit un champ diffracté présent dans toutes les directions de l'espace. Cet espace peut se décomposer en trois zones séparées par deux frontières optiques (Figure 3.7) : ombre - réflexion (FOR) et ombre - visible (FOV). Ces frontières dépendent de l'angle d'incidence, de la fréquence du signal incident, de la nature diélectrique et de la géométrie de l'obstacle.

Dans les années 50, Keller a proposé un formalisme qui définit les coefficients de diffraction d'objets dont la géométrie est connue (dièdre, pointe et cylindre). Ces expressions complexes reposent sur l'hypothèse que la diffraction est un phénomène local. Ce qui signifie que la diffraction ne dépend que de la forme de l'obstacle au

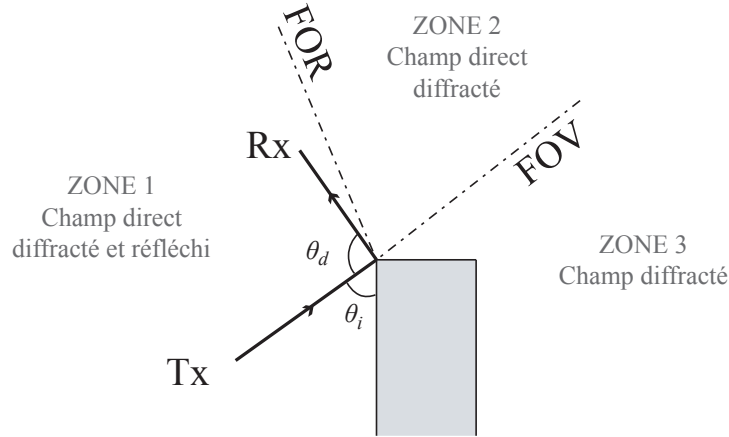


FIGURE 3.7 – Décomposition de l'espace en trois zones dans le cas d'une diffraction

voisinage du point de diffraction. Lorsque la propagation a lieu à l'intérieur d'un bâtiment, les obstacles rencontrés le plus fréquemment sont des meubles et des murs dont les arrêtes s'apparentent à celles des dièdres. Dans ce cas, si le rayon incident se propage dans une direction oblique par rapport à l'arrête où se trouve le point de diffraction, les rayons diffractés forment un cône, appelé cône de Keller, dont l'axe est la tangente à l'arête.

Lorsqu'une onde électromagnétique plane se propage, par exemple, le long d'un mur, des franges de diffraction peuvent apparaître. En optique géométrique, ce phénomène est comparable à celui de la lumière diffractée lorsqu'elle passe au travers d'un écran. Prenons un exemple afin illustrer ce qui passe dans le visible. Un faisceau ayant une surface d'onde plane qui passe au travers d'une ouverture circulaire, forme à grande distance des anneaux concentriques d'intensités décroissantes. Dans le cas des ondes électromagnétiques radio, des oscillations d'intensité et des rotations de phase se produisent. Ce phénomène de diffraction dépend de la longueur d'onde. Il engendre des signaux, qui parasitent les mesures pour des applications de localisation, selon un maillage dont le dimensionnement est proportionnel à cette longueur d'onde. Dans le cas des ondes ULB de l'ordre de plusieurs Giga Hertz, cette diffraction perturbe fortement la propagation intra-muros.

**Cas des signaux ULB** Comme la longueur d'onde des signaux ULB est petite, la diffraction crée l'équivalent d'un flou de l'ordre du décimètre partout dans l'espace intra-muros. Les travaux de Plouhinec [49] présentent une étude spécifique aux signaux ULB sur l'impact du phénomène de diffraction selon la Théorie Uniforme de la Diffraction. Parue en 1974, cette théorie est un prolongement de celle de Keller. Elle simplifie la TGD, puisqu'elle établit que le champ total est uniforme dans tout l'espace. Dans ce contexte, les résultats de l'étude montrent que bien que la fréquence soit un paramètre important de la transmission ULB, elle n'agit que faiblement sur la diffraction. Par ailleurs, seuls les matériaux de faible permittivité semblent avoir

un impact sur les phénomènes de diffraction et plus particulièrement sur les frontières optiques. Au delà de la complexité des différents types de diffraction possibles (à l'intérieur de l'obstacle ou sur les deux bords d'une porte), il est important de noter que pour des applications de localisation, seul le signal diffracté dont la direction correspond à la FOV est considéré. Dans ce cas, la diffraction apporte une contribution intéressante pour la propagation ULB dans des cas de non visibilité.

### 3.2.1.3 Présence de réflecteurs à l'intérieur

Une particularité importante de l'intérieur des bâtiments est qu'il contient de nombreux réflecteurs très efficaces illustrés sur la figure 3.8.

Les premiers réflecteurs sont des dièdres orthogonaux conducteurs. Il s'agit, par exemple, des tables ou armoires qui constituent le mobilier d'un espace de bureaux. Leur influence sur la propagation des signaux radio correspond aux interactions électromagnétiques décrites précédemment.

Les seconds réflecteurs sont des trièdres formant de vrais réflecteurs radar. Les coins que forment les murs dans les angles d'une pièce illustrent parfaitement ces réflecteurs. Leurs trois surfaces réfléchissantes étant planes et perpendiculaires deux à deux, on parle de coin de cube. Comme en optique géométrique, l'onde électromagnétique qui y pénètre est réfléchi à  $180^\circ$ , donc parallèlement au faisceau incident, quelle que soit l'incidence de ce dernier. L'environnement artificiel intra-muros s'ingénie à construire des structures horizontales et verticales, pour des questions de pesanteur, qui génèrent des trièdres partout dans les bâtiments. La présence, en grande quantité, de ce type de rétro-réflecteurs explique pourquoi le signal reçu contient des échos parasites tellement puissants.

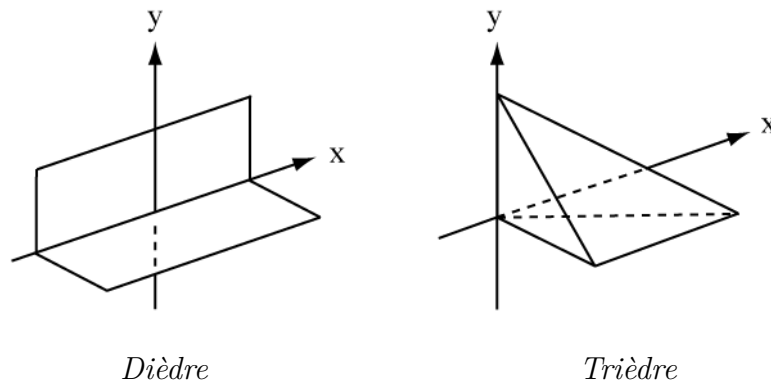


FIGURE 3.8 – Réflecteurs efficaces à l'intérieur

## 3.2.2 Caractéristiques du signal ULB

### 3.2.2.1 Histoire de l'ULB

Les premières études électromagnétiques ultra-large bande dans le domaine temporel ont été conduites au début des années soixante. L'origine des transmissions

ULB se situe certainement dans les lacunes des premiers récepteurs à modulation d'amplitude qui ont rendu nécessaire un partage intelligent des ressources spectrales entre les usagers. La modulation de fréquence, et non d'amplitude, où la fréquence porteuse du signal transmis varie en fonction du signal constitue une des premières avancées dans l'élaboration des transmissions ULB. Cette modulation procure une meilleure fidélité à la radiodiffusion FM. Les techniques d'« étalement de spectre » et les publications de C. Shannon qui qualifient d'efficaces les transmissions noyées dans le bruit constituent d'autres étapes importantes de l'évolution des communications sans-fil.

L'exploitation de formes d'ondes par impulsions de très courte durée en bande de base (inférieure à la nanoseconde) marque le début de l'ULB au début des années 1960. L'acronyme UWB, pour « Ultra-Wideband », ne sera introduit qu'en 1989 par le département de la défense des Etats-Unis, soit plus de quarante ans après. Les premières applications furent dédiées à la détection de mines grâce aux premiers radars ULB pénétrants. L'intérêt pour les transmissions ULB est de pouvoir transmettre un signal à très haut débit sur une large bande de fréquences, mais à faible puissance pour ne pas interférer avec d'autres signaux.

Au début de l'année 2002, la décision de régulation de l'ULB par la « Federal Communications Commission » (FCC) aux Etats-Unis marque un tournant dans l'exploitation commerciale de l'ULB. Les caractéristiques des signaux ULB désignent rapidement cette technologie comme un excellent candidat pour la localisation intramuros. Au printemps 2007, l'Union Européenne a, à son tour, normalisé l'utilisation des transmissions sans-fil ULB [50]. Les limitations de puissance d'émission intramuros définies par cette décision sont illustrées sur la figure 3.9.

Après un exposé de la définition des signaux impulsionnels large bande, les propriétés directement liées à la localisation sont examinées.

### 3.2.2.2 Définition de l'ULB

**Quelques notions autour du Bel** Par définition, le Bel (B) est une unité logarithmique de mesure du rapport entre deux puissances. Le décibel (dB) correspond à un dixième de Bel. Cette grandeur est couramment utilisée dans le domaine des télécommunications pour décrire le gain (l'amplification) ou les pertes (l'atténuation) d'un signal. Expression du dB :  $x_{dB} = 10 \cdot \log \left( \frac{P_1}{P_0} \right)$

Enfin, le dBm est une abréviation correspondant au rapport de puissance en dB de la puissance mesurée par rapport à un milliwatt. Contrairement au dB, le dBm est une grandeur avec unité qui se réfère au Watt et qui permet d'exprimer la puissance absolue émise. Expression du dBm :  $x_{dBm} = 10 \cdot \log \left( \frac{P}{1mW} \right)$

**L'Ultra-Large Bande** La définition des signaux ULB la plus courante est celle du rapport initial [51] de la FCC. La bande de fréquences  $B$  du signal est définie entre les points qui sont à -10 dB de la puissance maximale transmise.  $f_L$  et  $f_H$  sont

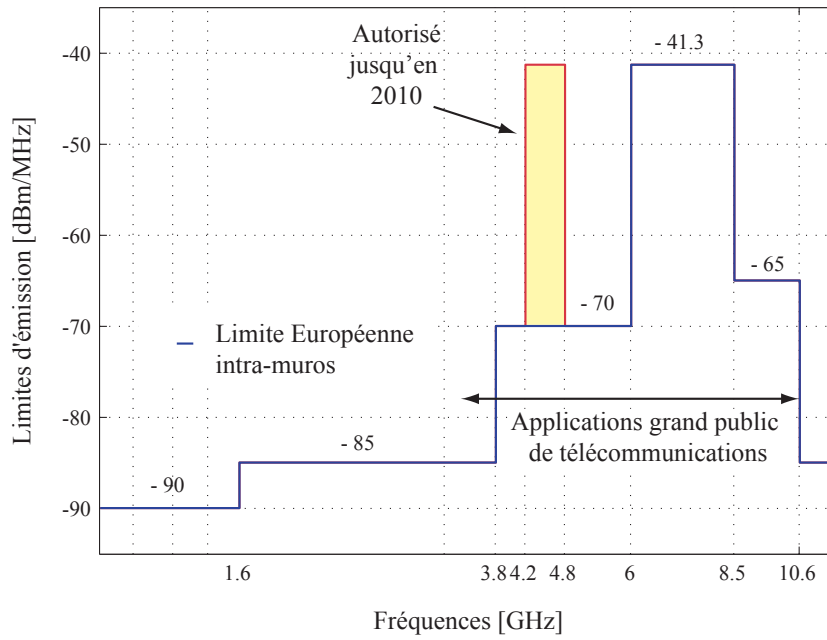


FIGURE 3.9 – Masque d'émission ULB en Europe

respectivement les fréquences correspondant à la limite inférieure et la limite supérieure de la bande de fréquences. La fréquence à laquelle le maximum de puissance est émis est notée  $f_M$ . La fréquence centrale est définie par  $f_C = (f_L + f_H)/2$ . La bande relative s'exprime comme suit :

$$\eta = 2 \frac{f_H - f_L}{f_H + f_L} \quad (3.26)$$

Par définition, un émetteur ULB doit avoir une bande relative minimale de 0.2 ou une bande absolue supérieure ou égale à 500 MHz.

### 3.2.2.3 L'ULB impulsionnelle

L'émission de signaux ULB la plus intéressante pour la localisation se fait par envoi discontinu d'impulsions de type Gaussien ou d'autres formes. Chaque impulsion répond aux spécifications de très large bande dans le domaine des fréquences et est donc de très courte durée. Contrairement aux autres systèmes radio, cette transmission se fait en « bande de base », et ne subit donc aucune transposition de fréquence par modulation. La très large bande du signal ULB implique que la transmission s'étend sur les fréquences généralement utilisées comme fréquence porteuse.

Les fonctionnalités de télécommunication de l'ULB se font principalement soit par modulation d'impulsion en position, soit par modulation d'impulsion en amplitude. Dans le cas d'un codage binaire en position, un 1 se distingue d'un 0 par un petit retard. Dans le second cas, l'amplitude est utilisée pour distinguer ces deux informations. La capacité de transmettre des données à très haut débit est une autre propriété recherchée de l'ULB. La figure 3.10 schématise l'onde impulsionnelle ULB au niveau de l'émetteur.

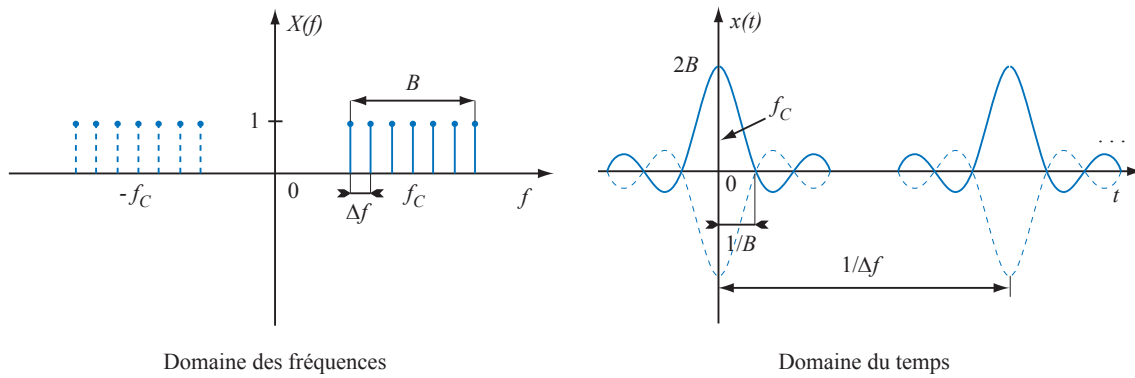


FIGURE 3.10 – Signal ULB à la sortie de l'émetteur

### 3.2.3 Prédispositions pour la localisation

Au delà des qualités généralement prêtées aux signaux ULB, certaines caractéristiques présentent des avantages plus directement liés au problème de localisation. Le tableau 3.1 résume les principales caractéristiques des systèmes de localisation basés sur des signaux ULB.

<b>technologie</b>	radio dans la gamme de fréquences 3.1-10 GHz émission à très faible puissance
<b>localisation</b>	basée sur l'infrastructure du bâtiment fournit une position absolue en continu
<b>métriques</b>	AOA, TOA, TDOA
<b>performances</b>	de l'ordre du décimètre

TABLEAU 3.1 – Principales caractéristiques de la localisation ULB [52]

#### 3.2.3.1 Résolution temporelle fine

Contrairement à la plupart des systèmes de radiolocalisation, l'ULB exploite une approche temporelle plutôt qu'une approche fréquentielle pour calculer la position du mobile. En effet, la très fine résolution temporelle des transmissions ULB impulsionnelles permet de mesurer avec précision les temps de vol et donc de calculer les distances associées. Cette transmission repose sur l'émission de trains d'impulsions modulées dont le support temporel est très court. Il correspond typiquement à une fraction de nanoseconde. Cette propriété permet d'atteindre des précisions de l'ordre du décimètre sur la mesure de distances, comme le détaille l'inégalité de Cramer-Rao. Le CRLB (Cramer-Rao Lower Bound) donne la borne minimale sur l'estimation non biaisée de la résolution temporelle [53] :

$$\sigma^2 > \frac{1}{8\pi^2(\Delta f)^2 SNR} \quad (3.27)$$

$\sigma^2$  représente la variance de l'estimation de la mesure de TOA.

$\Delta f$  traduit la largeur de bande effective.



Le produit  $c \cdot \sigma$  donne le CRLB pour la mesure de distance. L'inéquation (3.27) montre une dépendance inversement linéaire au rapport signal sur bruit et une dépendance inversement quadratique à la largeur de bande confirmant ainsi l'intérêt de l'ULB pour la localisation. La figure 3.11 représente la limite inférieure théorique en fonction du rapport signal sur bruit pour différentes largeurs de bande. Dès que la largeur de bande est supérieure à 1 GHz, la précision théorique atteignable reste inférieure à 15 centimètres.

$\Delta f$ , la largeur de bande effective, se définit comme suit :

$$(\Delta f)^2 = \frac{\int f^2 |S(f)|^2 df}{\int |S(f)|^2 df} \quad (3.28)$$

$S(f)$  correspond au signal dans le domaine de Fourier.

L'équation (3.28) peut être approchée par l'expression suivante :

$$(\Delta f)^2 \approx \bar{f}^2 + W^2 \quad (3.29)$$

$\bar{f}$  étant la fréquence centrale et  $W$  la largeur de bande.

L'équation (3.29) montre que ce n'est pas seulement la bande passante qui importe, mais aussi le choix de la fréquence centrale. Il est donc possible d'imaginer que des systèmes non ULB opérant à haute fréquence puissent également fournir une très grande résolution temporelle dans la mesure de temps d'arrivée.

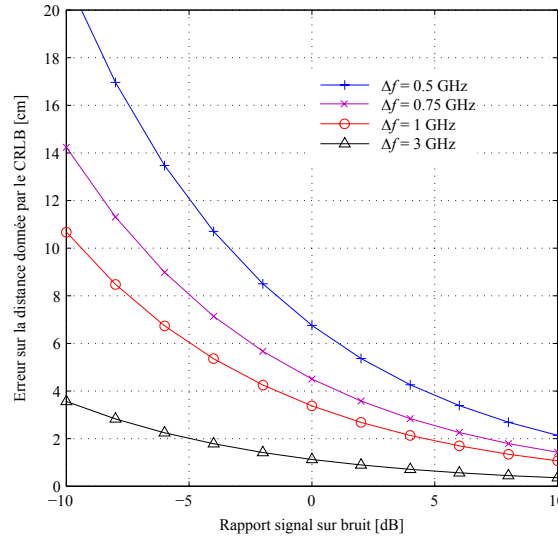


FIGURE 3.11 – CRLB sur l'erreur de mesure de TOA convertie en distance

### 3.2.3.2 Pénétration des matériaux

L'étalement du spectre de l'ULB permet aux signaux de traverser de nombreux matériaux, surtout par les basses fréquences, et donc potentiellement d'assurer la présence d'une transmission par trajet direct malgré les nombreuses interactions

électromagnétiques intra-muros. Les murs métalliques forment un milieu entièrement réfléchissant pour les ondes radars et sont donc infranchissables, mais le bois, le verre, le béton ou la pierre sont perméables. Bien que ces matériaux aient une faible permittivité diélectrique, il existe des configurations où la transmission à certaines fréquences est possible. Par exemple, la géométrie des barres [54] qui renforcent le béton armé influence cette transmission. Il en va de même pour la teneur en eau dans les matériaux composites tel que le béton.

Une onde radio est toujours polarisée. Les caractéristiques d'émission définissent la polarisation de l'onde. Elle est essentiellement rectiligne ou circulaire. L'intérieur des bâtiments est rempli d'éléments réflecteurs, tels que les coins de cube décrits plus haut, mais aussi de dioptries partiellement conducteurs, comme le mobilier. Ces derniers éléments ont un effet sur la propagation des signaux ULB selon la direction de la polarisation. On constate ainsi des variations de la vitesse de propagation et de l'intensité de l'onde. La polarisation de l'onde influence la propagation selon l'orientation des différentes surfaces des matériaux rencontrés. A titre d'illustration, H. B. Lim [55] montre que la transmission des signaux UWB proche du bras d'un humain se fait de manière plus efficace lorsque la polarisation des antennes émettrice et réceptrice est verticale par rapport au bras plutôt que horizontale.

### 3.2.3.3 Télécommunication robuste sans fil

A l'intérieur des bâtiments, le signal émis est reçu par le récepteur selon plusieurs trajets. L'environnement intra-muros affecte la propagation d'ondes par des phénomènes de réflexion, réfraction et diffraction. Avec des systèmes à bande étroite, les signaux réfléchis et le signal direct se combinent pour former une version déformée du signal émis. Avec un canal ULB, la large bande occupée par les signaux et la discontinuité de l'émission confèrent un fort pouvoir séparateur qui permet de dissocier les trajets entre eux. Cette distinction est possible dans la limite d'un retard proche de la durée d'une impulsion. La figure 3.12 illustre cette spécificité en situation de trajets multiples. Les trajets sont détectables même si le trajet dominant peut sembler atténué par rapport aux trajets réfléchis, voire apparaître comme noyé dans le bruit.

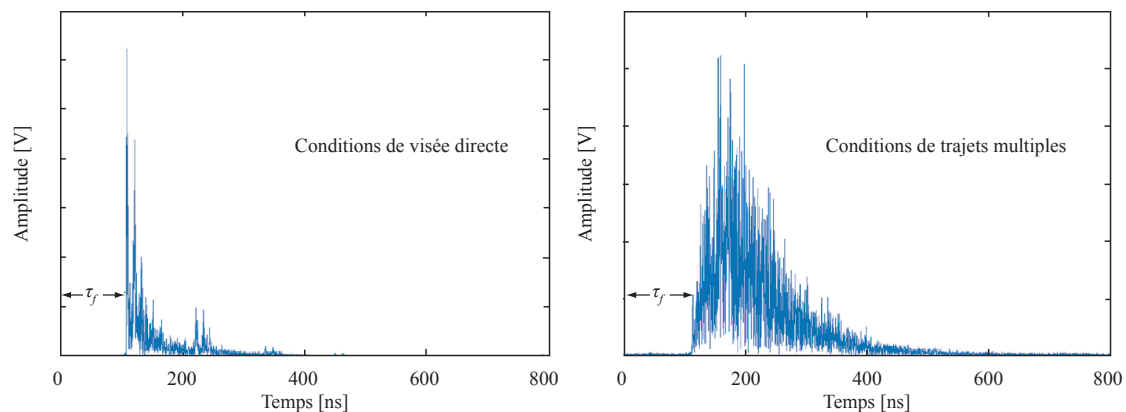


FIGURE 3.12 – Réponse impulsionnelle du canal ULB [56]

La faible durée des impulsions et l'absence de porteuse réduisent les phénomènes d'interférences avec les autres systèmes électromagnétiques. Les niveaux de puissance moyenne très bas imposés pour l'émission des signaux ULB augmentent encore cette robustesse face aux possibles interférences. Les transmissions ULB semblent noyées dans le bruit radioélectrique ambiant et sont difficiles à capter.

### 3.3 Traitement des mesures intra-muros

Pour traiter les difficultés liées à l'environnement intra-muros, il convient de modéliser la propagation des signaux ULB.

#### 3.3.1 Modèle de propagation intra-muros appliqué à l'ULB

Partant de l'observation qu'à l'intérieur, l'onde reçue est constituée de plusieurs réponses, chacune correspondant à un trajet spécifique, plusieurs modèles ont été proposés. Le modèle le plus couramment employé pour les ondes ULB est celui de Saleh et Valenzuela [57], qui ont observé que les trajets réfléchis arrivent, regroupés par faisceaux (figure 3.13), au niveau du récepteur.

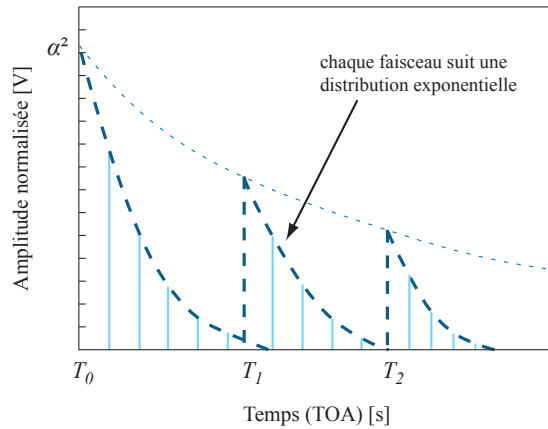


FIGURE 3.13 – Profil d'une réponse impulsionnelle - modèle de Saleh Valenzuela

Ce modèle, sous sa forme discrète (équation (3.30)), contient deux distributions de Poisson. La première date des travaux de Turin et correspond à l'arrivée individuelle des trajets réfléchis. La seconde date des travaux de Saleh et Valenzuela et correspond à l'arrivée des signaux par faisceaux.

$$h(t) = \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K \alpha_{k,l} \delta(t - T_l - \tau_{k,l}) e^{j\phi_{k,l}} \quad (3.30)$$

$\alpha_{k,l}$  et  $\tau_{k,l}$  sont les paramètres d'atténuation et de retard introduits par la transmission selon le  $k$ ième trajet à l'intérieur du  $l$ ième faisceau arrivé au temps  $T_l$ .

$K$  et  $L$  correspondent respectivement aux nombres totaux de trajets multiples et de faisceaux.

$\delta$  est une fonction delta de Dirac.

$\phi_{k,l}$  correspond à la phase uniformément distribuée sur l'intervalle  $[0, 2\pi]$ .

Un modèle plus complet pour la gamme de fréquences 2 à 6 GHz est disponible dans le rapport [58].

### 3.3.2 Atténuation des biais issus des trajets multiples

En l'absence d'information sur les erreurs liées aux trajets multiples, il est difficile d'estimer avec précision les paramètres  $\alpha_{k,l}$  et  $\tau_{k,l}$ , donc la position du mobile. Dans ce cas, différentes approches, principalement statistiques, peuvent être employées.

#### 3.3.2.1 Modélisation paramétrique

Puisque les personnes circulent et que les équipements sont déplacés à l'intérieur des bâtiments, les paramètres  $\alpha_{k,l}$  et  $\tau_{k,l}$  peuvent être modélisés par des fonctions aléatoires dépendantes du temps. Cependant, la fréquence de ces mouvements est faible comparée à l'impact des objets fixes sur la propagation intra-muros. A partir de ce constat, il est possible de considérer ces paramètres comme des variables aléatoires fixes dans le temps. Cette approche très simplifiée conduit très vite à des erreurs importantes de localisation et des méthodes plus précises sont nécessaires.

#### 3.3.2.2 Exploitation de modèles a priori

Il est possible d'exploiter la reconnaissance de profils dans des conditions de trajet direct. De façon similaire à la technique du « fingerprinting », l'idée est de collecter depuis plusieurs positions géographiques connues les réponses impulsionnelles en visée directe sur différentes stations de base et d'utiliser ces données comme référence lorsque de nouvelles mesures sont disponibles. Cette méthode, associée à des modèles stochastiques de Monte Carlo, offre de bonnes performances de localisation voire même d'estimation des biais sur les TOA dans le cas de trajets réfléchis [59]. Bien que courant à l'intérieur des bâtiments, le cas où aucun trajet direct n'est disponible est alors impossible à traiter.

#### 3.3.2.3 Analyse des distributions

Il a été observé que la variance des TOA dans le cas de trajets multiples est bien plus importante que dans le cas de visée directe [60]. La distribution des réponses impulsionnelles peut donc être étudiée pour éliminer les trajets réfléchis parmi tous les trajets disponibles. L'atténuation de l'impact de ces biais positifs se fait ensuite, soit par l'exploitation de connaissances statistiques a priori, soit par l'estimation de valeurs cachées avec l'algorithme « espérance maximisation » [61]. Dans le cas du suivi d'un mobile en mouvement, des filtres de Kalman sont couramment employés après avoir éliminé les trajets biaisés.

### 3.3.2.4 Des approches fragiles ?

Dans la pratique, ces approches sont difficilement réalisables car elles nécessitent plusieurs pré-requis, parmi lesquels du temps et la stabilité de l'environnement intra-muros sont certainement les plus importants. L'investissement en temps pour constituer les bases de données nécessaires à l'établissement des modèles statistiques est important. Par ailleurs, ces modèles ne sont valables que si l'environnement de propagation reste stable. En conséquence, ces méthodes sont peu fiables dans un milieu qui évolue dans le temps. Or les piétons qui marchent dans un bâtiment ont une influence sur le mobilier et sur l'environnement. Ceci modifie constamment les indicateurs statistiques de réponse impulsionnelle. Cette influence est d'autant plus grande que le corps humain fait lui même obstacle à la propagation des signaux ULB.

## 3.3.3 Impact du corps humain sur la transmission ULB

Le corps humain, principalement constitué d'eau, freine la propagation des signaux ULB. L'émetteur ULB mobile est généralement porté en collier autour du cou, positionné au niveau du thorax. Cet emplacement force à considérer l'impact du corps humain sur la propagation des signaux ULB. Les tissus humains sont-ils perméables aux signaux ULB afin d'offrir une propagation dans toutes les directions autour de l'antenne ? Pour répondre à cette question, plusieurs expériences ont été réalisées. Les résultats de ces expériences sont présentés et confrontés à la théorie.

### 3.3.3.1 Expérimentation

L'atténuation des signaux ULB lors de la traversée des tissus humains est principalement due à la quantité importante d'eau qu'ils contiennent. Le corps humain étant constitué à 70 % d'eau salée, les expériences ont été réalisées avec l'émetteur ULB fixé sur un bac rempli d'eau salée. Nous avons choisi une concentration en sel, de 7 g/l, pour correspondre au mieux à celle des tissus humains.

Afin d'identifier si des signaux ULB transmis au travers du thorax étaient exploités par notre système de localisation, le dispositif eau salée/émetteur était orienté de manière à ce que seuls des signaux ULB ayant traversé le bac puissent être captés par les récepteurs fixes (figure 3.14). Cette configuration reproduit la situation où une personne portant l'émetteur tourne le dos aux récepteurs.

Pendant tous les essais, les récepteurs n'ont enregistré aucun signal ULB. Cette expérience s'est déroulée avec une distance de 2 à 3 m entre les récepteurs et le dispositif expérimental. Cet éloignement correspond à la distance moyenne entre la position d'un piéton qui se déplacerait dans un bâtiment et les installations fixes sur les murs. Le même phénomène s'est reproduit lors d'expériences identiques reconduites avec une personne portant l'émetteur. Ces résultats laissent penser que l'atténuation des signaux par le corps humain est importante. Les ondes transmises au travers du thorax sont suffisamment détériorées pour être négligées dans le traitement des mesures utiles à la navigation pédestre. Ces expériences ont aussi permis

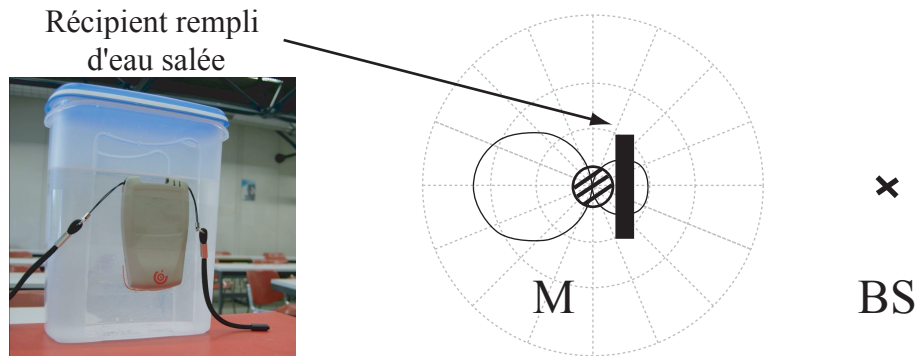


FIGURE 3.14 – Configuration de l'expérience étudiant l'impact du corps humain sur la propagation de signaux ULB entre l'émetteur  $M$  et la station fixe  $BS$

de valider la modélisation du corps humain par un récipient rempli d'eau salée. Ce dispositif sera utilisé pour la suite des expérimentations.

### 3.3.3.2 Confrontation avec la théorie

Afin d'étudier la propagation des ondes ULB au travers du thorax, il convient de modéliser la permittivité de ce dernier. Le thorax d'une personne est constitué d'une superposition de différents tissus humains. A partir d'une coupe du thorax [62], il est possible d'identifier ces tissus et leurs épaisseurs respectives. Un modèle linéaire du thorax constitué de 9 couches de tissu humain - peau, graisse, muscle, os, poumon, os, muscle, graisse, peau - est établi. Ce modèle est illustré sur la figure 3.15.

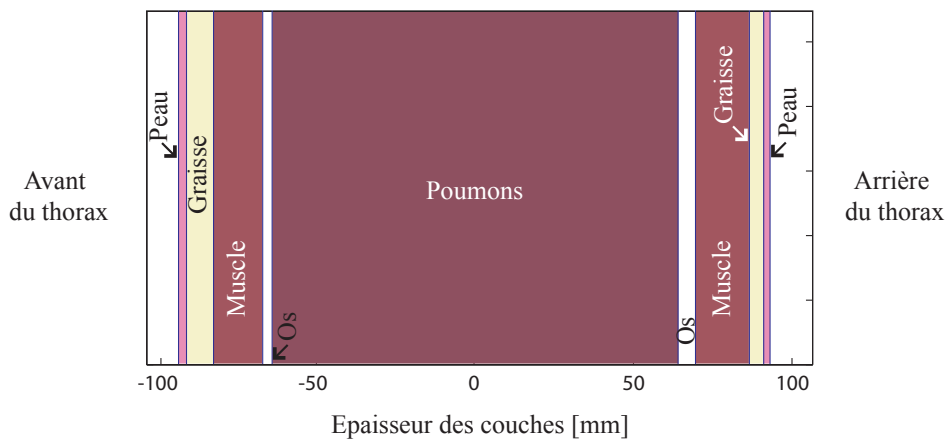


FIGURE 3.15 – Illustration des couches du thorax

Comme exposé précédemment, les ondes radio sont sujettes à des réflexions et des transmissions à chaque changement de couche. La somme des réflexions individuelles correspond à l'onde réfléchie. La contribution intéressante pour notre analyse correspond à celle de l'onde transmise au travers du modèle linéaire complet.

L'étude de la permittivité de ce modèle peut se faire à partir de travaux de recherche sur le comportement diélectrique des tissus biologiques datant de la première moitié du XX<sup>ème</sup> siècle. Basés sur la théorie de Maxwell, ces travaux proposent différents modèles. Les modèles Wagner, Debye, Cole & Cole et Fricke sont encore couramment utilisés.

Le modèle Debye compare la relaxation dipolaire des tissus avec un système mécanique du premier ordre. La variation de permittivité diélectrique du milieu, décrite par la différence  $\Delta\varepsilon$ , entre une valeur maximale mesurée en statique et une valeur minimale observée à une fréquence infinie, est fournie par l'équation suivante :

$$\varepsilon(\omega) = \varepsilon_\infty + \frac{\Delta\varepsilon}{1 + j\omega\tau} \quad (3.31)$$

$\tau$  est la constante de temps du phénomène de relaxation considéré.  $\varepsilon_\infty$  correspond à la permittivité diélectrique dans la bande de fréquences des terahertz.

Un modèle plus complet est le « 4 Cole & Cole ». Il considère quatre régions de dispersion par tissu biologique et prend en compte la conductivité statique ( $\sigma/j\omega\varepsilon_0$ ) du milieu observé.

$$\begin{aligned} \varepsilon(\omega) = & \varepsilon_\infty + \frac{\Delta\varepsilon_1}{1 + (j\omega\tau_1)^{(1-\alpha_1)}} + \frac{\Delta\varepsilon_2}{1 + (j\omega\tau_2)^{(1-\alpha_2)}} + \\ & + \frac{\Delta\varepsilon_3}{1 + (j\omega\tau_3)^{(1-\alpha_3)}} + \frac{\Delta\varepsilon_4}{1 + (j\omega\tau_4)^{(1-\alpha_4)}} + \frac{\sigma}{j\omega\varepsilon_0} \end{aligned} \quad (3.32)$$

$\sigma$  représente la conductivité ionique. La permittivité diélectrique dans le vide  $\varepsilon_0$  est une constante égale à  $8,8542 \times 10^{-12}$  Farad/mètre.

Le rapport de C. Gabriel [63] de 1996 recueille les autres paramètres nécessaires au calcul de la permittivité en fonction de la fréquence selon l'équation (3.32). Ces paramètres sont donnés pour tous les tissus humains pour des fréquences radio et des micro-ondes. Sachant que les ondes ULB destinées aux applications intra-muros sont de l'ordre de plusieurs GHz, un choix approprié de ces paramètres, pour chaque tissu, permet de prédire son comportement diélectrique pour la gamme de fréquences retenue.

La figure 3.16 présente l'évolution de la permittivité en fonction de la fréquence pour chaque tissu humain du thorax identifié dans le modèle linéaire. A gauche, tout le spectre est représenté, alors qu'à droite seul le spectre correspondant aux applications intra-muros ULB selon la législation européenne en vigueur est considéré. Ce spectre correspond à la bande 6 - 8.5 GHz. A basses fréquences, la permittivité des tissus décroît rapidement à l'exception de celle de la peau. Dans la bande 6 - 8.5 GHz, les permittivités peuvent être considérées comme constantes pour chaque tissu. Il est intéressant de noter que les résultats sont différents lorsque les poumons sont vides ou lorsqu'ils sont remplis d'air, des paramètres distincts sont fournis.

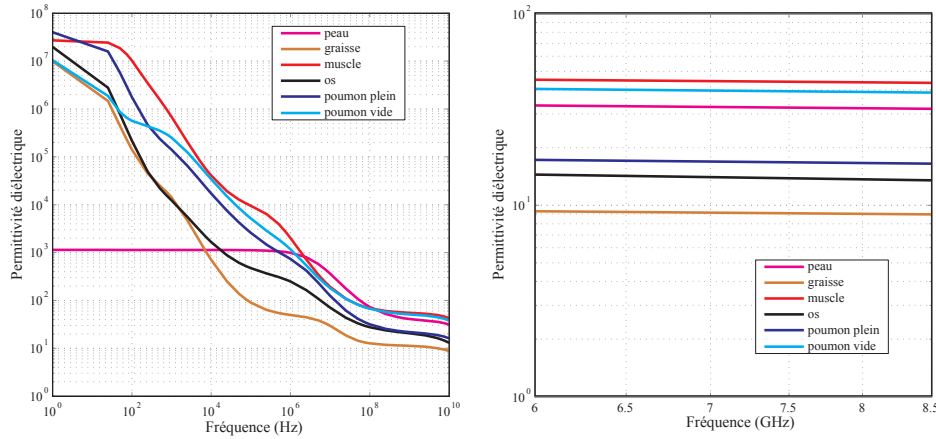


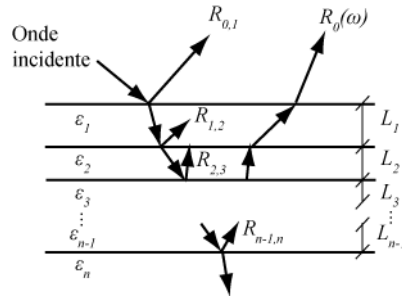
FIGURE 3.16 – Valeurs de permittivité des tissus du thorax

Ce phénomène s'explique de deux manières. Tout d'abord l'épaisseur des tissus change lorsque les poumons sont remplis d'air ou lorsqu'ils sont vides. Cette variation modifie la permittivité globale des poumons. Ensuite l'analyse de la composition des poumons conduit à les comparer à deux dioptries. Le premier dioptré est constitué d'air et le second de tissus biologiques. Ces deux dioptries influent séparément sur la propagation de l'onde électromagnétique. En conséquence, à l'intérieur même des poumons, l'onde électromagnétique subit des réflexions multiples qui contribuent à la fois à la réflexion globale et à la transmission.

Lorsque l'angle d'incidence  $\theta_i$  est supérieur à un angle critique  $\theta_c$ , dépendant des indices des milieux ( $n_1 \sin \theta_c = n_2$ ), l'énergie incidente se trouve complètement réfléchi vers le premier milieu. On parle alors de « réflexion totale ». Malgré cette « réflexion totale », on constate une perturbation électromagnétique dans le second milieu, où il est alors possible de détecter une onde. Comme cette onde ne se propage qu'au voisinage immédiat de la surface de séparation des deux milieux, on parle d'onde évanescente. Ce phénomène dépend de la longueur d'onde et est d'autant plus important que cette longueur d'onde est grande. Alors que ce phénomène est souvent considéré comme marginal, dans le cas des ondes ULB, où les longueurs d'ondes sont de l'ordre d'une dizaine de centimètres, ce phénomène affecte la propagation de l'onde plane aux travers des tissus biologiques. Cette perturbation se fait essentiellement le long de la surface de séparation entre les différentes couches des tissus du thorax. En effet, dans la direction perpendiculaire à cette surface, l'onde évanescente voit son amplitude décroître exponentiellement.

Des études en optique du « champ proche » montrent que l'effet produit par les ondes évanescentes, dont le vecteur d'onde est parallèle à la surface du dioptré, est plus important lorsqu'elles sont obtenues par diffraction que par « réflexion totale ». Plus l'objet diffractant est petit, plus large est le spectre de ses fréquences spatiales. Or les surfaces des tissus biologiques composants le modèle linéaire du thorax ne sont pas rigoureusement planes. Elles sont plutôt couvertes de rugosités de toutes tailles souvent invisibles. On peut donc considérer que toutes les surfaces des tis-



FIGURE 3.17 – *Modèle stratifié et coefficient de réflexion*

sus sont couvertes d'ondes évanescentes dont les vecteurs d'ondes peuvent avoir de grandes valeurs. Le terme de diffraction évanescence est parfois employé. Ces rugosités sont aussi les lieux de réflexions additionnelles qui compliquent encore l'étude de la propagation de l'onde électromagnétique ULB au travers du thorax.

Une modélisation réaliste du thorax est donc quasiment impossible. Cependant l'exploitation des permittivités calculées plus haut associées à des modèles stratifiés simplifiés [64] (voire figure 3.17) conduit déjà à des résultats qui montrent que l'onde ULB est complètement atténuée lors de la propagation au travers du thorax.

### 3.4 Conclusion

L'exploitation d'ondes radio pour la localisation est une technologie mature qui connaît un nouvel essor, en termes de recherche, depuis l'avènement des signaux à ultra-large bande. En effet, l'adéquation des caractéristiques physiques de l'ULB avec les attentes de localisation intra-muros place la transmission ULB comme un acteur incontournable de ce marché. Cependant les propriétés de l'ULB ne suffisent pas pour contrôler la propagation en espace intérieur. Les obstacles et l'architecture de l'intra-muros réduisent la probabilité de transmission en visée directe. Ce phénomène compromet les chances de garantir la précision et la fiabilité de la solution de localisation lorsqu'elle n'est issue que de signaux radio. Le besoin de coupler cette technologie prometteuse est d'autant plus grand que les tissus biologiques de l'homme sont un obstacle supplémentaire à la transmission ULB.



# Chapitre 4

## Hybridation des mesures MEMS et des signaux radio ULB

*Souvent on filtre un moustique, tout en avalant un chameau. [Mikael Agricola]*

L'objectif de cette thèse est de fournir une solution de navigation aux piétons, dans un espace intérieur. Partant du constat qu'aucune solution technique n'arrive à garantir, à elle seule, une précision métrique dans le suivi des déplacements d'un individu, notre approche se dirige tout naturellement vers un couplage de différentes technologies. Les applications de navigation aérienne et de navigation nautique exploitent déjà largement cette approche en hybridant des mesures GPS et inertielles.

Les MEMS fournissent une solution de navigation autonome dont la précision se détériore au fur et à mesure des déplacements. Les erreurs qui entachent les mesures, sont essentiellement internes aux capteurs. Les algorithmes de calcul des futures positions à partir des données MEMS dépendent des positions précédentes. On peut parler d'une solution de navigation relative, puisqu'elle est en relation avec une position antérieure.

A partir de signaux ULB enregistrés par une infrastructure déployée dans un bâtiment, on peut calculer la position d'un émetteur. Cet emplacement dépend du système de référence utilisé par l'infrastructure. Autrement dit, les algorithmes ULB déterminent les coordonnées de l'émetteur dans le référentiel attaché au bâtiment. Les erreurs qui affectent les mesures ULB sont principalement liées à l'impact de l'environnement intra-muros sur la propagation des ondes radio. On peut donc qualifier ces erreurs de bruits externes aux capteurs.

Ces deux descriptions des technologies MEMS et ULB, appliquées à la navigation pédestre, montrent à quel point elles sont complémentaires et décorréées. Leur couplage présente donc un intérêt tout particulier, si l'on souhaite fournir une solution de navigation intra-muros fiable et précise pour les piétons. Partant d'une approche classique en navigation en temps réel, qui consiste à utiliser un filtre de Kalman, ce

chapitre présente trois algorithmes de couplage ULB/MEMS. Le premier consiste en un filtre de Kalman étendu (EKF) selon une stratégie de couplage lâche. Le second décrit l'EKF selon une stratégie de couplage serré. Enfin le dernier algorithme est un filtrage robuste innovant qui s'appuie à la fois sur un traitement géométrique des métriques radio et sur l'algorithme Random Sample Consensus (RANSAC) [65]. Ces derniers processus complètent l'EKF en couplage serré.

## 4.1 Intégration au moyen d'un filtre de Kalman

### 4.1.1 Rappel théorique

#### 4.1.1.1 Les méthodes d'estimation

Le but des méthodes d'estimation est de déterminer la solution unique qui relie un ensemble d'inconnues  $\mathbf{x}$ , à un ensemble d'observations redondantes  $\mathbf{z}$ . Le succès de ce calcul dépend de la relation fonctionnelle entre les variables inconnues et les données observées. Cette relation fonctionnelle est aussi appelée modèle de mesure. Sous une forme linéarisée, elle est donnée par l'équation suivante :

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{H}(t) \cdot \mathbf{x}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (4.1)$$

$\mathbf{H}(t)$  est la matrice de mesure à l'instant  $t$ .

$\mathbf{n}(t)$  est le bruit de mesure à l'instant  $t$ , de moyenne nulle et de covariance connue  $\mathbf{R}(t)$ .

Lorsque le nombre d'observations  $m$  est égal au nombre d'inconnues  $n$ , l'équation (4.1) peut être résolue à l'image d'un ensemble d'équations linéaires. Cependant, lorsque  $m$  est supérieur à  $n$ , la résolution passe par la recherche d'une solution optimale pour les  $m$  observations. C'est par exemple le cas, lorsque l'on estime une solution par moindres carrés, où la somme quadratique des résidus est minimale.

Un tel estimateur exploite uniquement les observations pour résoudre l'équation (4.1). Dans le cas où le nombre d'observations est insuffisant, l'estimation devient impossible. Une méthode qui tire profit de la dynamique du système en plus des observations sera capable de calculer une estimation avec ces conditions défavorables, voire même de l'améliorer dans le cas où les conditions d'observation sont plus favorables. Le modèle de mouvement décrit la dynamique du système, soit l'évolution dans le temps du vecteur d'inconnues  $\mathbf{x}$  selon l'équation suivante :

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}(t) \cdot \mathbf{x}(t) + \mathbf{G}(t) \cdot \mathbf{w}(t) \quad (4.2)$$

$\mathbf{F}(t)$  est la matrice qui décrit la dynamique du système à l'instant  $t$ .

$\mathbf{G}(t)$  est la matrice d'entrée du bruit à l'instant  $t$ .

$\mathbf{w}(t)$  est le bruit d'entrée à l'instant  $t$ , de moyenne nulle et de covariance connue  $\mathbf{Q}(t)$ . Il traduit l'imperfection de la connaissance de la dynamique du système.

L'indice «  $\dot{\phantom{x}}$  » représente la dérivée première. Cette méthode d'estimation se traite essentiellement sous une forme discrète, notamment pour des questions de program-

mation. Les équations (4.2) et (4.1) deviennent :

$$\mathbf{x}_k = \Phi_{k,k-1} \cdot \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (4.3)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (4.4)$$

$\mathbf{x}_k$  est le vecteur d'état du système à l'instant  $t_k$ .

$\Phi_{k,k-1}$  est la matrice de transition entre les époques  $t_{k-1}$  et  $t_k$ .

$\mathbf{H}_k$  est la matrice de mesure à l'instant  $t_k$ .

$\mathbf{w}_{k-1}$  est le bruit du modèle de mouvement à l'instant  $t_{k-1}$ , de moyenne nulle et de covariance  $\mathbf{Q}_{k-1}$ .

$\mathbf{n}_k$  est le bruit de mesure à l'instant  $t_k$ , de distribution normale et de covariance  $\mathbf{R}_k$ .

La matrice de transition, entre l'état du vecteur  $\mathbf{x}$  à l'époque  $t_{k-1}$  et son état à l'époque  $t_k$ , est considérée comme invariable dans le temps. Sous cette hypothèse, elle s'obtient à partir d'un développement de Taylor, sur l'intervalle de transition  $\Delta t$ , de  $\mathbf{F}(t)$ .

$$\Phi = e^{\mathbf{F} \Delta t} = \mathbf{I} + \mathbf{F} \Delta t + \frac{(\mathbf{F} \Delta t)^2}{2} + \dots \quad (4.5)$$

Le bruit du système s'obtient en intégrant les incertitudes sur le modèle cinématique pendant l'intervalle de transition (voire l'équation (4.6)).

$$\mathbf{Q}_k = \int_{t_{k-1}}^{t_k} \Phi_{k,t} \cdot \mathbf{G}(t) \cdot \mathbf{Q}(t) \cdot \mathbf{G}^T(t) \cdot \Phi_{k,t}^T dt \quad (4.6)$$

#### 4.1.1.2 Le Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman, majoritairement employé dans les applications de navigation, est l'exemple typique d'une méthode d'estimation qui utilise à la fois la connaissance de la dynamique du système et les observations. C'est un algorithme récursif qui repose sur une série de prédictions et de corrections à partir des mesures. Son but est d'estimer de façon optimale le vecteur d'état dont la variance est minimale. Cette technique considère que la dynamique du système peut être décrite par l'équation (4.3) et que des observations sont disponibles à différents instants sous la forme de l'équation (4.4). Des hypothèses importantes du filtre de Kalman sont que le bruit du modèle et le bruit de mesure sont de type bruit blanc gaussien, que leurs moyennes sont nulles et qu'il n'y a pas de corrélation entre les deux bruits.

**La phase de prédiction** Elle se fonde à la fois sur la modélisation de la dynamique du système (cf équation (4.3)) et sur le vecteur d'état actuel pour prédire un nouvel état a priori du système. Ce processus est décrit par les équations qui suivent.

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ \quad (4.7)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (4.8)$$

L'ajout d'un «  $\hat{\phantom{x}}$  » sur une variable signifie qu'il s'agit d'une estimation de cette dernière. Les indices «  $-$  » et «  $+$  » indiquent respectivement si la valeur est prédite ou mise à jour. Dans l'équation (4.8), la matrice de covariance  $\mathbf{P}_{k-1}$  des éléments du vecteur d'état à l'instant  $t_k$  est modifiée par propagation de variance et ajout des incertitudes du modèle.

**La phase de correction** Lorsque des observations sont disponibles, le vecteur d'état et la covariance prédits sont mis à jour conformément aux équations (4.9) et (4.10).

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k \quad (4.9)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- \quad (4.10)$$

Le terme  $\mathbf{v}_k$ , appelé « séquence d'innovation », représente la différence entre les mesures à l'instant  $t_k$  et les mesures prédites pour le même instant.

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (4.11)$$

L'innovation reflète donc les informations nouvellement introduites par les mesures dans le système. La matrice  $\mathbf{K}_k$ , gain de Kalman, a pour rôle de pondérer la correction de l'état estimé. Elle est optimisée afin de produire l'erreur la plus petite possible sur la variance et se déduit de l'équation (4.12).

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (4.12)$$

#### 4.1.1.3 Le filtre de Kalman non linéaire

De nombreuses utilisations intéressantes du filtre de Kalman se font dans des situations où, soit la dynamique du système est non linéaire, soit les équations de mesures sont non linéaires. L'approche dans ce cas consiste à linéariser les modèles non linéaires et à ensuite appliquer le filtre de Kalman standard pour estimer le vecteur d'état. Considérons un système non linéaire de mouvement et des équations de mesures non linéaires. Ces deux éléments sont décrits par les équations suivantes :

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad \text{avec } \mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \quad (4.13)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{n}_k \quad \text{avec } \mathbf{n}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k) \quad (4.14)$$

$f$  et  $h$  sont des fonctions non linéaires. La linéarisation se fait au voisinage d'une trajectoire de référence, définie par l'équation (4.15).

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^* + \delta \mathbf{x}_k \quad (4.15)$$

Le signe «  $*$  » représente la valeur de référence du vecteur d'état, et «  $\delta$  » représente la perturbation de cette valeur.

Si l'amplitude de la perturbation est suffisamment petite, il est possible de linéariser les équations (4.13) et (4.14) grâce à un développement en série, par une formule de Taylor, au voisinage de la trajectoire de référence. On obtient alors les équations

suivantes :

$$\delta \mathbf{x}_k = \Phi_{k,k-1} \delta \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (4.16)$$

$$\delta \mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \delta \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (4.17)$$

L'équation (4.16) représente un nouveau modèle linéaire du système avec un vecteur d'état remplacé par la perturbation du vecteur d'état. De façon identique, dans l'équation linéaire (4.17), le vecteur de mesure est remplacé par les écarts de mesure entre les observations actuelles et celles prédites. Les matrices de transition et de mesure sont calculées à partir des dérivées partielles de  $f$  et de  $h$ .

$$\Phi_{k,k-1} = \left. \frac{\partial f(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^-} \quad (4.18)$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-} \quad (4.19)$$

Lorsque la linéarisation se fait au voisinage de la dernière valeur du vecteur d'état  $\hat{\mathbf{x}}_k$  et non pas au voisinage d'un vecteur d'état pré-défini  $\mathbf{x}_k^*$ , on obtient une version très populaire du filtre de Kalman. Il s'agit du filtre de Kalman étendu. Après l'étape de linéarisation, un filtre de Kalman classique est appliqué afin d'estimer les erreurs sur l'état du système. L'équation (4.15) permet ensuite de reconstruire le vecteur d'état.

### 4.1.2 Analyse préliminaire

L'intégration GPS/INS (Inertial Navigation System) est certainement l'exemple le plus important d'hybridation par filtre de Kalman de systèmes destinés à des applications de navigation pédestre. C'est dans cette lignée, que la première approche d'intégration ULB/MEMS est construite.

Différentes stratégies de couplage sont possibles selon le type d'application et l'environnement de travail. On en distingue principalement deux : le couplage lâche et le couplage serré. Ces deux stratégies se différencient en fonction de la nature des informations exploitées dans le filtre et qui sont fournies par chaque système pris séparément. L'intégration en couplage lâche utilise les résultats de plusieurs algorithmes qui traitent séparément les mesures ULB et MEMS. Chaque algorithme fait partie intégrante d'un système spécifique et y fonctionne de manière autonome. A l'opposé, une stratégie de couplage serré traite directement les observations brutes des deux systèmes ULB et MEMS. Ces deux approches sont détaillées par la suite.

Pour des questions de réalisation, la conception des filtres exploite les données enregistrées par un unique boîtier porté en collier autour du cou. Il incorpore l'émetteur ULB et les modules MEMS. Cette simplification par rapport au système de navigation MEMS présenté au chapitre 2, se justifie lorsque l'on envisage une solution de navigation piétonne grand public. Bien que cette condition ait des implications concrètes sur la conception des filtres d'hybridation, les données de navigation ob-

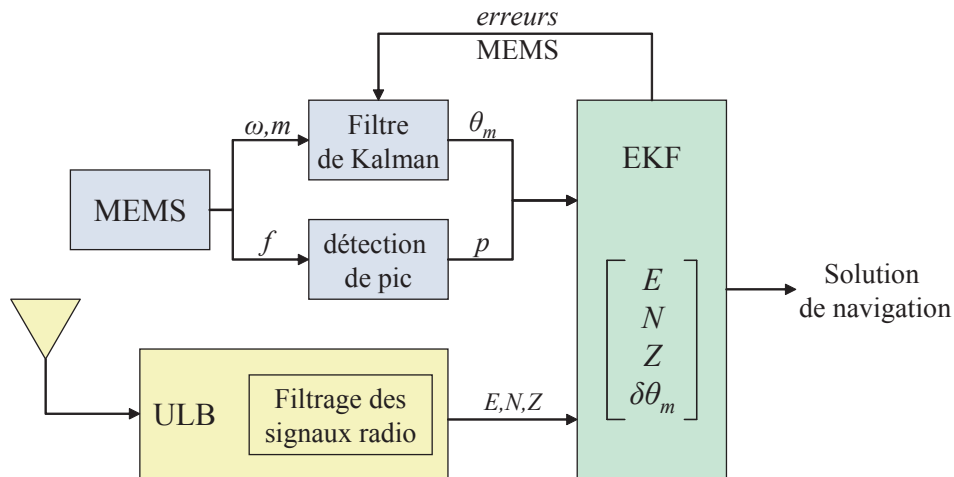


FIGURE 4.1 – Architecture du filtre ULB/MEMS en couplage lâche.  $f$ ,  $\omega$  et  $m$  sont respectivement la force spécifique traduisant l'accélération verticale, les vitesses angulaires et les composantes du champ magnétique.  $p$  correspond à l'évènement de détection d'un pas.

tenues à partir des MEMS et contenues dans les filtres sont similaires dans le cas d'un unique boîtier et dans le cas d'une architecture distribuée. Autrement dit, ces algorithmes peuvent facilement être étendus à la solution de navigation constituée de trois modules MEMS placés sur différentes parties du corps. La principale différence réside dans la complexité et la finesse des résultats de navigation obtenues à partir des mesures MEMS.

### 4.1.3 Construction du filtre en couplage lâche

Dans cette stratégie d'hybridation lâche, les observations ULB et les mesures enregistrées par les MEMS sont traitées dans deux processus séparés, mais interagissant l'un avec l'autre.

Les mesures d'angles et de temps issues de la propagation d'ondes ULB sont filtrées afin de calculer les positions géographiques du piéton. Ces positions alimentent la phase de correction du filtre et permettent de mettre à jour la solution de navigation prédite. Deux algorithmes distincts, décrits au chapitre 2, traitent les enregistrements des MEMS. Le premier étudie la signature des signaux d'accélération verticale pour identifier les enjambées. Le second filtre les mesures des gyroscopes et des magnétomètres pour calculer le cap de marche du piéton. Les pas détectés et le cap de marche sont ensuite utilisés en entrée du filtre d'hybridation. Le fonctionnement du filtre est illustré sur la figure 4.1.

#### 4.1.3.1 Modèle de mouvement du système

En navigation pédestre, la trajectoire du piéton décrit complètement l'évolution de la position de ce dernier lorsqu'il se déplace dans un espace donné. Le modèle de mouvement du système retrace donc la succession des positions du piéton à partir des informations utiles à la navigation à l'estime, soit l'amplitude du déplacement



et l'azimut de marche à chaque pas. Dans le plan, on obtient donc les équations classiques de navigation à l'estime.

$$\begin{aligned}\dot{E} &= \frac{L}{dt} \sin(\theta) \\ \dot{N} &= \frac{L}{dt} \cos(\theta)\end{aligned}\tag{4.20}$$

$(E, N)$  sont les composantes planimétrique Est et Nord de la position du piéton. Comme le traitement des mesures inertielles se limite à la détection des pas et au calcul du cap, seules les mesures ULB corrigent la composante altimétrique  $Z$ .  $L$  et  $\theta$  correspondent respectivement à la longueur du pas et au cap de marche. Ces deux dernières variables sont les deux sources d'erreur dans les processus de navigation à l'estime à partir de données MEMS. C'est pourquoi, leur modélisation dans le filtre requiert une attention toute particulière.

Plusieurs travaux montrent que de bonnes performances peuvent être obtenues lorsque la longueur du pas est modélisée par un processus markovien de marche aléatoire [66, 67]. Le même processus stochastique modélise l'erreur  $\delta\theta$  sur le calcul du cap à partir de l'azimut MEMS  $\theta_m$ . En effet, bien que le calcul du cap prenne en compte les erreurs internes des transducteurs (détaillées au chapitre 2), des incertitudes demeurent. Elles sont naturellement liées à l'imperfection de l'estimation, mais aussi aux perturbations provoquées par l'environnement intra-muros. La perturbation du cap MEMS est reliée au cap de marche par l'équation (4.21).

$$\theta = \theta_m + \delta\theta_m\tag{4.21}$$

Finalement, les équations (4.22) décrivent les modèles de mouvement des variations altimétriques, de la longueur du pas et de l'erreur de mesure du cap avec les MEMS.

$$\begin{aligned}\dot{Z} &= \eta_Z \\ \dot{L} &= \eta_L \\ \delta\dot{\theta}_m &= \eta_{\delta\theta_m}\end{aligned}\tag{4.22}$$

$\eta_Z$ ,  $\eta_L$ ,  $\eta_{\delta\theta_m}$  traduisent les bruits blancs gaussiens du modèle de mouvement. Les résultats du projet LIAISON nous ont montré que travailler avec des processus stochastiques du premier ordre suffit pour obtenir de bonnes performances en navigation pédestre. L'influence du comportement stochastique du piéton est telle que le deuxième ordre n'est pas observable.

Dans la continuité de l'analyse des éléments précédents, le vecteur (4.23) décrit l'état du modèle de mouvement des équations (4.20), (4.21) et (4.22).

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} E & N & Z & L & \delta\theta_m \end{bmatrix}^T\tag{4.23}$$

Dans le but de fournir une solution de navigation en continu et de ne pas manquer un évènement de déplacement, même très court, le filtre fonctionne à une fréquence fixe, supérieure à la cadence de marche. La dynamique de marche dicte l'étape de prédiction. Lorsque le piéton est à l'arrêt, l'état du système reste inchangé. Lorsque le piéton marche, l'étape de prédiction (illustrée sur la figure 4.2) peut avoir lieu

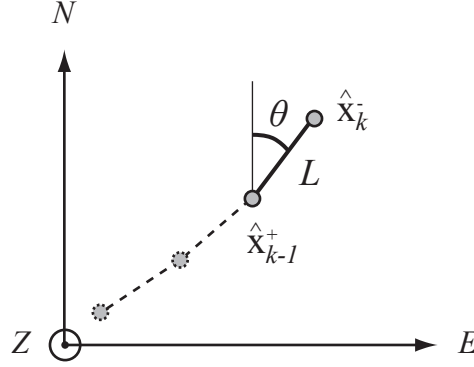


FIGURE 4.2 – Illustration du modèle cinématique du système

à partir de l'estimation du système à l'époque précédente et des mesures MEMS pendant la dernière enjambée. La description du cycle de marche a mis en évidence les oscillations d'orientation produites par le haut du corps à chaque pas. Ces oscillations perturbent le calcul du cap de marche. Afin de lisser cet effet, les azimuts successifs sont moyennés sur une enjambée. Ce calcul ne peut pas se faire au moyen d'une simple moyenne d'azimuts, car des effets d'addition d'angles positifs et négatifs proches de 0 et  $\pi$  risquent de fausser le résultat. Une autre procédure doit être adoptée.

Lorsqu'un pas est détecté, l'algorithme définit un azimut de référence  $\theta_r$ , correspondant à l'orientation du piéton au début du pas. L'écart entre l'azimut instantané et la valeur de référence est calculé pour toutes les mesures MEMS pendant l'enjambée. Le processus de lissage de l'azimut associé au pas s'achève en ajoutant à la valeur de référence, la moyenne de toutes les variations angulaires obtenues, sachant qu'elles sont toutes de faible amplitude (équation (4.24)).

$$\theta_m = \theta_r + \frac{\sum_{i=1}^n (\theta_i - \theta_r)}{n} \quad (4.24)$$

$n$  est le nombre total de mesures effectuées pendant la durée du dernier pas.

$\theta_i$  correspond à la  $i$ ème mesure d'azimut MEMS.

Finalement, le modèle de mouvement du filtre hybride ULB/MEMS en couplage lâche s'obtient en combinant les équations (4.20) et (4.22). Le système obtenu est ensuite linéarisé selon l'équation (4.16). L'équation matricielle (4.25) décrit le modèle de mouvement sous sa forme discrète.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} E_k \\ N_k \\ Z_k \\ L_k \\ \delta\theta_{m,k} \end{bmatrix}}_{\mathbf{\hat{x}}_k^+} = \underbrace{\begin{bmatrix} & L_{k-1} \cdot \sin \theta_{k-1} & L_{k-1} \cdot \cos \theta_{k-1} \\ \mathbf{I}_{3 \times 3} & L_{k-1} \cdot \cos \theta_{k-1} & -L_{k-1} \cdot \sin \theta_{k-1} \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 & 0 \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\Phi_{k,k-1}} \underbrace{\begin{bmatrix} E_{k-1} \\ N_{k-1} \\ Z_{k-1} \\ L_{k-1} \\ \delta\theta_{m,k-1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{\hat{x}}_{k-1}^+} + \underbrace{\begin{bmatrix} \eta_{E,N} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{1 \times 2} & \eta_Z & 0 & 0 \\ 0_{1 \times 2} & 0 & \eta_L & 0 \\ 0_{1 \times 2} & 0 & 0 & \eta_{\delta\theta_m} \end{bmatrix}}_{\mathbf{Q}_{k-1}} \quad (4.25)$$

#### 4.1.3.2 Modèle de mesure

Les positions  $(E, N, Z)$  calculées à partir des signaux ULB constituent les observations. Elles sont reliées au vecteur d'état de manière directe. La matrice unité d'ordre 3 sert donc à corriger l'état prédit de la position du piéton selon l'équation (4.1).

Puisque l'intervalle de temps correspondant à un pas est décorrélé de la fréquence du filtre, d'autres mises à jour à partir des mesures ULB sont considérées. La longueur du pas  $L_{\text{ulb}}$ , ainsi que le cap de marche  $\theta_{\text{ulb}}$  sont calculés à partir des positions ULB au début et à la fin de l'enjambée. Les équations (4.26) et (4.27) relient ces nouvelles observations aux deux dernières variables du vecteur d'état.

$$L = L_{\text{ulb}} \quad (4.26)$$

$$\delta\theta_m = \theta_{\text{ulb}} - \theta_m \quad (4.27)$$

Cette dernière proposition dans l'étape de correction est délicate car elle nécessite des mesures ULB fiables et synchronisées avec la période du pas. Or l'environnement intra-muros diminue fortement la probabilité que ce soit le cas. De plus, le calcul de cap à partir des signaux ULB ne peut se faire que si les oscillations ou les changements d'azimut pendant l'enjambée sont petits. La vraisemblance de réunir ces deux conditions est faible.

#### 4.1.3.3 Tri des mesures

Dans le but de maintenir une solution optimale au problème d'estimation de l'état du système, il est nécessaire d'empêcher que des mesures aberrantes soient introduites dans le filtre. Or nous avons vu au chapitre précédent que l'espace intra-muros affecte fortement la propagation des signaux ULB et donc les performances de calcul des positions en radiolocalisation. Non seulement, la disponibilité des positions est réduite, mais la fiabilité des résultats ne peut pas être garantie. Lorsque les AOA et TDOA sont entachées d'erreurs trop importantes, les algorithmes de radiolocalisation peuvent avoir des problèmes de convergence ou aboutir à des solutions entachées d'erreurs allant jusqu'à plusieurs mètres.

La fréquence d'apparition des mesures aberrantes dépend de la configuration que forment le piéton, les stations de base et l'environnement intérieur. A l'image du coefficient d'affaiblissement de la précision utilisé dans la trilatération à partir des signaux émis par les satellites et désigné par l'acronyme GDOP (Geometric Dilution Of Precision), la nature du volume formé par les stations de base et l'utilisateur affecte la qualité de la position calculée. Un GDOP petit traduit une meilleure précision. Pour des questions de visibilité, les stations de base sont fréquemment situées en hauteur. Cette contrainte géométrique implique que la précision de positionnement selon l'axe vertical est moins bonne que la précision horizontale.

Sachant que le filtre de Kalman fournit une estimation optimale de l'état du système que lorsque les hypothèses exposées au paragraphe 4.1.1.2 sont vérifiées, tester

la fiabilité des mesures ULB devient capital pour toute application de navigation pédestre à partir de signaux ULB.

**Analyse de la séquence d'innovation** La fiabilité d'un système se réfère en général à sa capacité à identifier et à rejeter les erreurs grossières dans un ensemble de mesures. Cette étape comprend principalement un processus, préliminaire à la phase de correction, de dépistage des mesures aberrantes au sein des données. Il s'effectue en testant les écarts entre les prévisions et les mesures réelles.

Dans le cas du filtre de Kalman, ces résidus constituent la séquence d'innovation (équation (4.11)). Comme le filtre de Kalman fonctionne sous des hypothèses bien définies, les propriétés statistiques de la séquence d'innovation sont connues. Elle doit être normalement distribuée et sa moyenne doit être nulle. L'équation (4.28) traduit ces deux propriétés. Sa variance à l'instant  $t_k$  est donnée par l'équation (4.29).

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, \sigma_{\mathbf{v},k}) \quad (4.28)$$

$$\sigma_{\mathbf{v},k} = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (4.29)$$

Lorsque qu'une mesure aberrante est injectée dans le filtre, la séquence d'innovation ne respecte plus ces propriétés [68]. L'erreur grossière introduit un biais dans la séquence d'innovation qui suit alors une nouvelle distribution de moyenne non nulle.

Il existe plusieurs méthodes pour détecter la présence de mesures aberrantes. Lorsque les observations sont redondantes, une première méthode consiste à calculer par moindres carrés le résidu moyen normalisé et à l'utiliser par la suite pour tester l'homogénéité des mesures [69]. Une autre approche [67, 70, 71], découpée en deux étapes, permet d'identifier la mesure aberrante en testant le modèle probabiliste de la distribution de  $\sigma_{\mathbf{v},k}$  à partir d'un calcul de la distance du chi-deux. Si le test sur l'ensemble des observations échoue, il est répété sur un sous-ensemble afin d'isoler puis d'éliminer la mesure aberrante. Cette opération n'est possible que si il demeure assez de redondance dans le sous-ensemble. Une dernière méthode, comprenant trois étapes distinctes : la détection, l'identification et l'adaptation, a été développée par P.J.G. Teunissen [72]. Lorsqu'une mesure aberrante est détectée, la seconde étape teste plusieurs hypothèses de modèle d'erreur afin d'identifier le plus probable. De ce choix découle une modification du processus récursif d'estimation afin d'éliminer les biais dans le vecteur d'état. Le succès de cette dernière méthode dépend de deux éléments principaux. Le premier est la présence parmi la série d'hypothèses testées de l'hypothèse dite « vraie », autrement dit de l'hypothèse qui correspond réellement à l'erreur induite et à ses statistiques. Le second élément est que le poids représenté par les observations qualifiées de « correctes », au sens des hypothèses du filtre récursif, soit plus grand que celui des observations erronées. Malheureusement l'impact de l'espace intra-muros sur les techniques de navigation pédestre ne permet pas de satisfaire à cette exigence qui veut que la part des mesures exempte d'erreurs grossières soit majoritaire parmi toutes les observations disponibles à une époque  $t_k$ .

**Adaptation des modèles stochastiques du filtre** Afin d'affiner le tri des observations acceptées ou rejetées dans le filtre, les écarts types de la matrice de covariance  $\mathbf{P}_k$  du vecteur d'état sont utilisés pour pondérer les seuils de détection puis de rejet des erreurs grossières. Reflet de l'accroissement de l'incertitude sur l'état du système, ces racines carrées des variances augmentent à chaque étape de prédiction en fonction des modèles stochastiques qui régissent le filtre de Kalman. Il est donc judicieux d'adapter les modèles stochastiques employés afin qu'ils collent au mieux à la dynamique du système.

La marche du piéton est prédite à partir des mesures inertielles de détection de pas et de cap de marche. Dans le but de lisser les éventuelles erreurs de mesure, on ajoute un bruit blanc exprimé par la matrice  $\mathbf{Q}_{k-1}$  à la matrice  $\mathbf{P}_k$  dans l'équation (4.8). Alors que l'impact d'une erreur de cap sur l'état du système peut être considéré comme constant, une erreur sur la détection des pas introduit un bruit distinct selon les composantes Nord et Est de la solution de navigation. En effet, une erreur sur le comptage doit avoir un impact plus important dans la direction de marche. Dans ce but, le modèle stochastique est adapté et le bruit blanc est pondéré en projetant un vecteur parallèle à la direction de marche, de norme constante, selon les axes Nord et Est.

Nous appliquons le même principe au niveau de l'étape de correction à partir des positions ULB. De nouveau un vecteur de norme constante est projeté selon les axes planimétriques pour lisser les problèmes de synchronisation entre les mesures ULB et les prédictions de l'état du système, ainsi que pour traduire l'impact de la direction de marche dans la phase de correction. Les composantes du vecteur sont ajoutées aux seuils de détection des erreurs grossières et utilisées dans la matrice de covariance de bruit de mesure  $\mathbf{R}_k$ . Comme ces solutions sont liées à la dynamique du système, elles ne sont appliquées que lorsque le piéton se déplace.

#### 4.1.4 Construction du filtre en couplage serré

La stratégie d'hybridation en couplage serré introduit directement les observations brutes des différentes techniques de localisation dans le filtre. Travailler avec un seul processus signifie que tous les éléments qui décrivent l'état du système doivent être calculés en même temps. Cette complexité offre des avantages. En effet, l'estimation de l'état du système se fait à partir d'un partage rigoureux de l'information entre tous les paramètres. De plus, le bruit du modèle de mouvement n'est ajouté qu'une seule fois, ce qui améliore sensiblement la précision de l'estimation.

Le stratégie d'hybridation en couplage serré ULB/MEMS traite donc directement les mesures TDOA et AOA issues de la propagation des signaux ULB. Ce filtre pourrait traiter les observations brutes des MEMS, soit les accélérations, les vitesses angulaires et les mesures de champ magnétique. Cependant l'intérêt du couplage ULB/MEMS, qui réside dans une décorrélation complète des deux techniques de localisation, traduit aussi le fait que les erreurs internes des capteurs inertiels ne peuvent pratiquement pas être observées à partir des données ULB. Ce phénomène est d'autant plus vrai que la précision des mesures ULB est fortement influencée

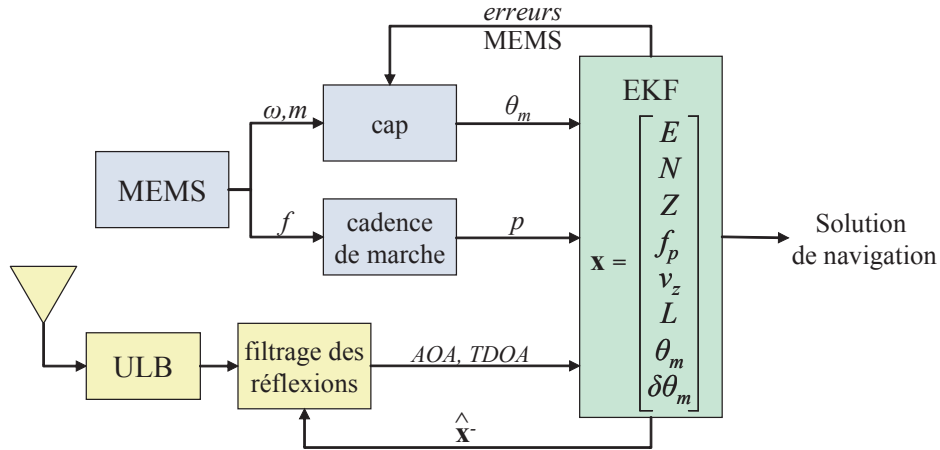


FIGURE 4.3 – Architecture du filtre ULB/MEMS en couplage serré.  $f$ ,  $\omega$  et  $m$  sont respectivement la force spécifique traduisant l'accélération verticale, les vitesses angulaires, les composantes du champ magnétique.  $p$  correspond à l'évènement de détection d'un pas.

par l'environnement de propagation. Les mesures de temps et d'angles sont donc susceptibles d'être entachées d'erreurs et ne fournissent aucun renseignement sur la qualité des données MEMS.

Comme présenté au chapitre 2, l'utilisation des modèles biomécaniques de marche reste plus adéquate pour traiter les enregistrements MEMS. Ensuite, les résultats de l'analyse de la dynamique du piéton peuvent facilement être comparés aux mesures radio au sein même du filtre de couplage. Les performances de radiolocalisation peuvent notamment être évaluées lorsque le piéton est à l'arrêt. En conclusion, la stratégie d'hybridation en couplage serré exploite aussi les données de détection de pas et de cap issues d'un traitement séparé des données MEMS. La figure 4.3 illustre le principe de fonctionnement du filtre ULB/MEMS en couplage serré.

#### 4.1.4.1 Modèle de mouvement du système

Le modèle de mouvement de marche reste inchangé. Une estimation plus fine des variations d'altitude grâce au calcul de la vitesse de déplacement verticale  $v_z$ , modélisée par un processus markovien de marche aléatoire complète le calcul de la solution de navigation, décrit par le système d'équations (4.20).

Les données descriptives de la marche du piéton ne sont pas synchronisées avec les mesures issues de la radiolocalisation. Contrairement à cette dernière qui est généralement fixée à une périodicité connue, les informations de comptage de pas et de cap sont traitées à un rythme irrégulier, reflet du comportement aléatoire du piéton. L'exploitation d'équations de propagation mécaniques et non pas basées sur des mesures MEMS, comme c'était le cas dans le couplage lâche, permet de conserver toute la flexibilité nécessaire à l'intégration des observations non synchronisées fournies par les deux techniques de localisation.

L'équation (4.30) décrit le vecteur d'état, constitué de huit paramètres.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} E & N & Z & f_p & v_z & L & \theta_m & \delta\theta_m \end{bmatrix}^T \quad (4.30)$$

$E$ ,  $N$ , et  $Z$  représentent les coordonnées du piéton dans le référentiel de navigation.  $f_p$  correspond à la cadence de marche, soit au nombre de pas effectués par seconde.  $L$  représente la longueur d'un pas. L'initialisation de cette valeur est distincte selon qu'il s'agisse d'un homme ou d'une femme. 66 centimètres pour une femme [73] et 79 centimètres pour un homme [74]. Son estimation en continu est indispensable puisque sa norme augmente ou diminue en fonction de la vitesse de marche.

$\theta_m$  et  $\delta\theta_m$  représentent respectivement le cap de marche mesuré par les MEMS et le biais associé à cette variable. Ces deux grandeurs sont de nouveau reliées entre elles par l'équation (4.21) qui fournit le cap de marche du piéton.

$f_p$ ,  $L$ ,  $\theta_m$  et  $\delta\theta_m$  sont modélisés par des processus markovien de marche aléatoire [24, 75].

$v_z$  est modélisée avec un processus stochastique de Markov du premier ordre.

Les équations qui régissent le modèle de mouvement pour la solution de navigation sont :

$$\begin{aligned} \dot{E} &= f_p \cdot L \cdot \sin \theta \\ \dot{N} &= f_p \cdot L \cdot \cos \theta \\ \dot{Z} &= v_z \end{aligned} \quad (4.31)$$

En linéarisant le système d'équations (4.31) selon le modèle (4.16) et en considérant les modèles de propagation discrets des processus de marche aléatoire, on obtient la matrice de transition  $\mathbf{A}$  décrite par l'équation (4.32) :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & L \cdot dt \cdot \sin \theta & 0 & f_p \cdot dt \cdot \sin \theta & f_p \cdot L \cdot dt \cdot \cos \theta & f_p \cdot L \cdot dt \cdot \cos \theta \\ & L \cdot dt \cdot \cos \theta & 0 & f_p \cdot dt \cdot \cos \theta & -f_p \cdot L \cdot dt \cdot \sin \theta & f_p \cdot L \cdot dt \cdot \sin \theta \\ & 0 & dt & 0 & 0 & 0 \\ \mathbf{0}_{5 \times 3} & & & \mathbf{I}_{5 \times 5} & & \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

La propagation d'erreur se fait au moyen de la matrice de covariance  $\mathbf{P}$  du vecteur d'état, cette dernière étant prédite à l'aide la matrice  $\mathbf{A}$  selon l'équation (4.8).

#### 4.1.4.2 Modèles de mesure MEMS

Les mesures MEMS utilisées pour la phase de correction du filtre sont le cap  $\theta_{mems}$  et la cadence de marche  $f_{p,mems}$ . La fréquence de correction des variables du vecteur d'état à partir de ces éléments est différente selon qu'il s'agisse du traitement de l'une ou de l'autre des mesures.

Lorsqu'un piéton se déplace, le calcul de la norme des gradients des mesures d'accélération montre que son amplitude varie fortement sur des périodes très courtes.

Lorsqu'un usager s'arrête, il passe généralement d'une vitesse moyenne de marche de l'ordre de 1 à 2 m/s à la vitesse de 0 m/s en l'espace d'une seconde ou même d'un temps plus court. Ces changements brusques s'observent aussi sur la vitesse angulaire de rotation du haut du corps autour de son axe. Il est donc intéressant de travailler à une haute fréquence de traitement des mesures MEMS pour ne pas rater une variation de la dynamique du mobile. La relation entre le cap MEMS observé et le vecteur d'état est directe (cf équation (4.9)).

$$\theta_{mems} = \theta_m \quad (4.33)$$

Contrairement à la correction du cap, la correction de la cadence de marche se fait à une fréquence plus faible, proche des conditions limites qui régissent les modèles descriptifs de la marche. En d'autres termes, l'intervalle de temps  $\Delta t$  pris en considération pour calculer la cadence de marche (équation (4.34)) doit être suffisamment long pour que la valeur calculée soit révélatrice d'un déplacement effectif et suffisamment court pour ne pas ralentir la capacité du filtre à suivre la dynamique en temps réel. Sachant que le piéton marche à une vitesse moyenne supérieure à 1 m/s, une fréquence de mise à jour de 1 Hz a été choisie pour corriger la cadence de marche.

$$f_{p,mems} = \frac{\text{nombre de pas détectés}}{\Delta t} = f_p \quad (4.34)$$

La mise à jour à partir des observations MEMS se fait au moyen des équations (4.33) et (4.34), selon le modèle (4.9).

#### 4.1.4.3 Modèles de mesure ULB

Dans cette stratégie en hybridation serrée, la phase de correction du filtre de Kalman utilise directement les mesures ULB d'angles d'incidence et de différences de temps d'arrivée.

**Mesure d'AOA** Chaque mesure d'AOA correspond à deux observations : la direction apparente  $\lambda$  et l'élévation apparente  $\varphi$ .

Les équations (3.6) et (3.7) décrivent ces mesures sur une station de base  $BS_i$  dont l'orientation  $(\alpha_i, \beta_i)$  et les coordonnées  $(E_i, N_i, Z_i)$  sont connues dans le référentiel de navigation.

Ces équations peuvent être réécrites sous la forme suivante :

$$h_1(\mathbf{x}) = \lambda_i + \alpha_i = \arctan \left( \frac{N - N_i}{E - E_i} \right) \quad (4.35)$$

$$h_2(\mathbf{x}) = \varphi_i + \beta_i = \arctan \left( \frac{Z - Z_i}{\sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}} \right) \quad (4.36)$$

Les équations (4.35) et (4.36) ne sont pas linéaires par rapport aux éléments du vecteur d'état. On applique une linéarisation selon le modèle (4.17) au voisinage de la dernière estimation de l'état. Le calcul des dérivées partielles des fonctions  $h_1$  et



$h_2$  conduit au résultat suivant :

$$\begin{aligned}\frac{\partial h_1}{\partial E} &= \frac{N_i - N}{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2} \\ \frac{\partial h_1}{\partial N} &= \frac{E - E_i}{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2} \\ \frac{\partial h_1}{\partial Z} &= 0\end{aligned}\tag{4.37}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial h_2}{\partial E} &= \frac{(E - E_i)(Z_i - Z)}{\left((E - E_i)^2 + (N - N_i)^2 + (Z - Z_i)^2\right) \sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}} \\ \frac{\partial h_2}{\partial N} &= \frac{(N - N_i)(Z_i - Z)}{\left((E - E_i)^2 + (N - N_i)^2 + (Z - Z_i)^2\right) \sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}} \\ \frac{\partial h_2}{\partial Z} &= \frac{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}{\left((E - E_i)^2 + (N - N_i)^2 + (Z - Z_i)^2\right) \sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}}\end{aligned}\tag{4.38}$$

A partir des systèmes d'équations (4.37) et (4.38), il est possible de construire la matrice de mesure  $\mathbf{H}$  nécessaire à la correction de l'état du système, en suivant le principe de l'équation (4.19).

Plusieurs mesures d'angles d'arrivée, sur des stations de base distinctes, peuvent être disponibles à un même instant. Dans ce cas, le filtre effectue autant de corrections qu'il y a de mesures disponibles.

La nature du réseau d'antennes, intégré aux stations de base et sur lequel les mesures d'angles sont calculées, offre des performances de mesures distinctes dans le plan horizontal et dans le plan vertical. Les mesures de direction apparente sont plus précises que les mesures d'élévation apparente. Les informations du constructeur Ubisense définissent une précision nominale du réseau constitué de quatre antennes dans un volume correspondant à une pyramide de  $30^\circ$  de demi angle au sommet, ce dernier étant situé au barycentre des antennes. On retrouve sur la figure 4.4, les résultats d'expériences conduites par le fournisseur. Deux séries de mesures sont représentées :

1. Une série avec une élévation apparente fixe où on fait varier la direction apparente à une distance de 6.4 m de la station de base
2. Une série avec une direction apparente fixe où on fait varier l'élévation apparente à une distance de 6.4 m de la station de base

Ces deux séries sont combinées afin d'ajouter les écarts proprement normalisés. Avec une ouverture angulaire de  $\pm 30^\circ$  entre la normale  $\vec{n}$  au plan moyen formé par le réseau d'antennes et le vecteur  $\overrightarrow{MBS}$  formé par le mobile et la station de base, la variance moyenne sur les mesures de direction apparente est de l'ordre de 0.0005 rad alors que celle sur les mesures d'élévation apparente est de l'ordre de 0.001 rad. On constate dans les deux cas, que les variances restent presque identiques jusqu'à une ouverture de l'ordre de  $\pm 30^\circ$ . Il est donc judicieux de considérer deux seuils distincts de bruit de mesure en fonction de la valeur des angles entre les projections de  $\vec{n}$  et

de  $\overrightarrow{MBS}$  dans le plan horizontal et dans le plan vertical du référentiel de navigation. Ces deux angles correspondent directement aux mesures  $\lambda$  et  $\varphi$ . Les équations (4.39) et (4.40) détaillent le choix des écarts-types exprimés en radians.

$$|\lambda| \begin{cases} < \pi/6 & \sigma_\lambda = 0.02 \\ \geq \pi/6 & \sigma_\lambda = 0.2 \end{cases} \quad (4.39)$$

$$|\varphi| \begin{cases} < \pi/6 & \sigma_\varphi = 0.03 \\ \geq \pi/6 & \sigma_\varphi = 0.06 \end{cases} \quad (4.40)$$

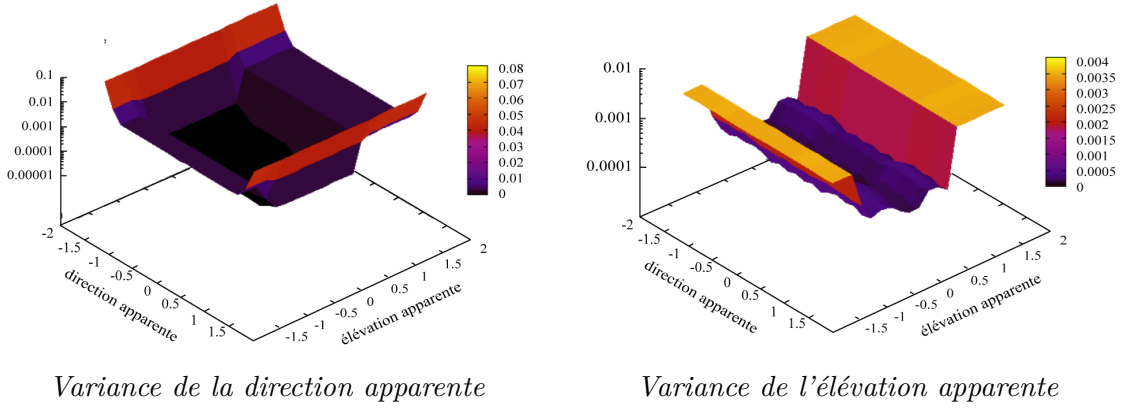


FIGURE 4.4 – Évolution des variances de l'élévation apparente et de la direction apparente en faisant varier séparément ces deux derniers angles exprimés en radians, avec une distance de 6.4 mètres entre le mobile et la station de base, dans des conditions de trajet direct [76].

**Mesures de TDOA** Une mesure de TDOA traduit la différence de distances mesurées entre le mobile et deux stations de base distinctes. Soient  $i$  et  $j$ , deux indices qui représentent respectivement la première et la seconde station de base impliquées dans la mesure de TDOA. L'équation suivante modélise cette mesure (cf le paragraphe (3.1.3.3)) :

$$h_3(\mathbf{x}) = \frac{1}{c} (d(M, BS_i) - d(M, BS_j)) \quad (4.41)$$

$$\text{avec } d(M, BS_k) = \sqrt{(E_k - E)^2 + (N_k - N)^2 + (Z_k - Z)^2}, \quad \forall k \in \{i, j\}$$

L'équation (4.41) n'est pas linéaire par rapport aux variables du vecteur d'état, il convient donc de la linéariser au moyen du calcul des dérivées partielles selon le

principe décrit par l'équation (4.17).

$$\begin{aligned}\frac{\partial h_3}{\partial E} &= \frac{E - E_i}{d(M, BS_i)} - \frac{E - E_j}{d(M, BS_j)} \\ \frac{\partial h_3}{\partial N} &= \frac{N - N_i}{d(M, BS_i)} - \frac{N - N_j}{d(M, BS_j)} \\ \frac{\partial h_3}{\partial Z} &= \frac{Z - Z_i}{d(M, BS_i)} - \frac{Z - Z_j}{d(M, BS_j)}\end{aligned}\tag{4.42}$$

La précision de mesure des TDOA dépend de l'imperfection des horloges des stations de base et de leur synchronisation. Comme nous l'avons à la section 3.1.3.3, l'erreur de synchronisation d'horloge entre le mobile et les stations de base, qui affecte les TOA, est éliminée dans le calcul de la différence des temps d'arrivée. Dans des conditions de trajet direct, soit sans réflexion, la précision dépend essentiellement de la fréquence d'échantillonnage lors de la conversion du signal analogique reçu vers un signal numérique avant son traitement. L'échantillonnage des mesures de l'équipement Ubisense est de 200 picosecondes, ce qui correspond à une résolution spatiale d'environ 6 centimètres.

#### 4.1.4.4 Tri des mesures

Comme précédemment, une solution optimale au filtre de Kalman étendu ne peut être maintenue que si aucune mesure aberrante n'est prise en compte. Or l'environnement de propagation affecte les mesures de TDOA et d'AOA de la même manière qu'il affectait les positions ULB dans la stratégie de couplage lâche. Cet effet est même encore plus important dans le cas du couplage serré, puisque précédemment lorsque des mesures AOA et TDOA étaient combinées pour estimer la solution de navigation du piéton, une partie des erreurs grossières pouvait être éliminée au stade préliminaire de calcul des positions. En présence de mesures aberrantes, les algorithmes de localisation ULB rencontrent des problèmes de convergence. En conséquence, la probabilité de disposer d'AOA et de TDOA biaisés est plus élevée que le risque d'être confronté à des positions ULB fausses. Plusieurs principes de tri ont été conçus au cours de ce travail de recherche.

**Analyse de la séquence d'innovation** A nouveau, l'introduction d'une mesure aberrante dans l'étape de correction, va biaiser la séquence d'innovation. L'analyse de ses propriétés statistiques permet d'identifier la présence d'une erreur et de l'éliminer. Cette approche statistique est efficace lorsque la redondance de mesures correctes suffit à établir un élément de référence. Comme la proportion de mesures biaisées prend souvent le pas sur celle des mesures correctes, le filtre effectue un autre tri en comparant directement la norme des mesures prédites, pondérées par les variances présentes dans le vecteur d'état, avec les mesures ULB.

Ce tri passe donc par le calcul de mesures prédites à partir des variables propagées du vecteur d'état à l'époque  $k$ , soit  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ . Les équations (4.43) et (4.44) explicitent le calcul des angles prédits de direction apparente  $\hat{\lambda}_i$  et d'élévation apparente  $\hat{\varphi}_i$  pour

la station de base  $BS_i$ .

$$\hat{\lambda}_{i,k}^- = h_1(\hat{\mathbf{x}}_k^-) - \alpha_i = \arctan\left(\frac{N - N_i}{E - E_i}\right)\Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-} - \alpha_i \quad (4.43)$$

$$\hat{\varphi}_{i,k}^- = h_2(\hat{\mathbf{x}}_k^-) - \beta_i = \arctan\left(\frac{Z - Z_i}{\sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}}\right)\Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-} - \beta_i \quad (4.44)$$

De la même manière, il est possible de prédire une mesure de TDOA à l'instant  $k$ , soit  $\hat{\Delta t}_{ij,k}$ , entre deux stations de base aux indices  $i$  et  $j$ . L'équation (4.45) formule le calcul de cette mesure prédite.

$$\hat{\Delta t}_{ij,k}^- = h_3(\hat{\mathbf{x}}_k^-) = \frac{1}{c} (d(M, BS_i) - d(M, BS_j))\Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-} \quad (4.45)$$

Ensuite, une comparaison des différences entre les mesures prédites et les observations avec des seuils prédéfinis permet de décider l'acceptation ou le rejet des mesures ULB. Ces seuils sont pondérés par les écarts-types des valeurs calculées aux équations (4.43), (4.44) et (4.45). Une propagation des variances à partir de la matrice de covariance  $\mathbf{P}_k^-$  du vecteur d'état conduit au calcul de ces écarts-types.

Soit  $\mathbf{y}$  le vecteur de mesures prédites à l'aide des équations (4.43), (4.44) et (4.45). Ce vecteur est relié à l'état du système à partir des fonctions non linéaires  $h_1$ ,  $h_2$  et  $h_3$ . L'analyse se fait sur l'écart, supposé très petit, entre les mesures prédites et les observations. On peut donc procéder à une linéarisation des relations fonctionnelles par un développement en série du premier ordre suivant une formule de Taylor, selon le modèle de l'équation (4.17).

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{y}_k &= \mathbf{H}_k \delta \mathbf{x}_k \\ \text{avec } \mathbf{H}_k &= \frac{\partial h_i(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-}, \quad i \in \{1, 2, 3\} \end{aligned} \quad (4.46)$$

Les dérivées partielles, nécessaires au calcul de la matrice  $\mathbf{H}_k$ , sont calculées selon le modèle (4.46).

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} \frac{N_i - N}{(E_i - E)^2 + (N_i - N)^2} & \frac{E_i - E}{(E_i - E)^2 + (N_i - N)^2} & \dots \\ \frac{(E - E_i)(Z_i - Z)}{d(M, BS_i)^2 \cdot \sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}} & \frac{(N - N_i)(Z_i - Z)}{d(M, BS_i)^2 \cdot \sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}} & \dots \\ \frac{E - E_i}{d(M, BS_i)} - \frac{E - E_j}{d(M, BS_j)} & \frac{N - N_i}{d(M, BS_i)} - \frac{N - N_j}{d(M, BS_j)} & \\ 0 & 0_{1 \times 5} & \\ \dots & \frac{(E - E_i)^2 + (N_i - N)^2}{d(M, BS_i)^2 \cdot \sqrt{(E - E_i)^2 + (N - N_i)^2}} & 0_{1 \times 5} \\ \frac{Z - Z_i}{d(M, BS_i)} - \frac{Z - Z_j}{d(M, BS_j)} & 0_{1 \times 5} \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

A partir des équations (4.46) et (4.47), il est possible de déterminer la matrice de covariance  $\mathbf{R}_y$  recherchée par propagation.

$$\mathbf{R}_y = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T \quad (4.48)$$

Les écarts-types des mesures prédites à l'instant  $k$  s'obtiennent en calculant la racine carrée des éléments diagonaux de la matrice  $\mathbf{R}_y$  calculée selon l'équation (4.48).

$$\text{diag}(\mathbf{R}_y) = \left( \sigma_{\hat{\lambda}_{i,k}}^2, \sigma_{\hat{\varphi}_{i,k}}^2, \sigma_{\hat{\Delta t}_{ij,k}}^2, 0_{1 \times 5} \right) \quad (4.49)$$

Une pondération des différences entre les mesures prédites et les observations réelles par les écarts-types aboutit à la sélection des mesures radio. Nous définissons ainsi des indicateurs de fiabilité des observations. Pour les mesures d'AOA, deux indices d'erreur, correspondants aux deux angles mesurés, sont calculés.

$$\tau_{\lambda_{i,k}} = \frac{\lambda_{i,k} - \hat{\lambda}_{i,k}^-}{\sigma_{\hat{\lambda}_{i,k}}^-} \quad \text{et} \quad \tau_{\varphi_{i,k}} = \frac{\varphi_{i,k} - \hat{\varphi}_{i,k}^-}{\sigma_{\hat{\varphi}_{i,k}}^-} \quad (4.50)$$

Pour une mesure de TDOA, un indice d'erreur est calculé :

$$\tau_{\Delta t_{ij,k}} = \frac{\Delta t_{ij,k} - \hat{\Delta t}_{ij,k}^-}{\sigma_{\hat{\Delta t}_{ij,k}}^-} \quad (4.51)$$

Pour une observation d'AOA, si l'un des indices d'erreur d'AOA (cf équation (4.50)) dépasse un seuil fixé de tolérance, l'observation dans son entier est rejetée. Puisque les mesures d'AOA et de TDOA sont corrélées, l'observation de TDOA impliquant le même capteur que celui sur lequel les mesures d'AOA ont été faites, est aussi éliminée.

De la même manière, si l'indice d'erreur de TDOA (cf équation (4.51)) est supérieur à un seuil empirique de tolérance, la mesure correspondante est supposée aberrante et donc évincée de l'étape de correction. Comme la procédure de tri se fait de manière séquentielle, soit d'abord une sélection des AOA puis une sélection des TDOA, les mesures de TDOA erronées ont en principe déjà été identifiées et rejetées dans la première phase de sélection.

L'efficacité de cette méthode de sélection repose sur l'amplitude de l'erreur grossière. Plus cette erreur est importante, et plus le tri sera précis. Cependant, comme cet algorithme ne repose pas sur une approche statistique d'analyse de la séquence d'innovation, plus d'erreurs de sélection peuvent arriver. En d'autres termes, des observations correctes peuvent être associées à des erreurs grossières. C'est par exemple le cas lorsque la propagation de variance s'est faite sur plusieurs époques sans étape de correction. Au contraire, des mesures issues de multi-trajets risquent de ne pas être détectées et d'alimenter le filtre de Kalman, avec pour conséquence de biaiser la trajectoire hybride.

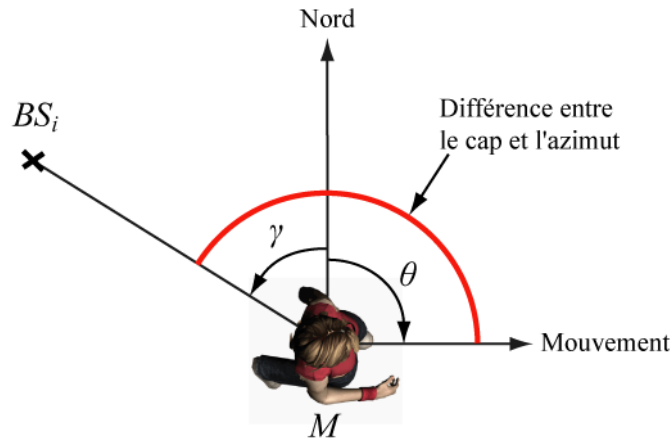


FIGURE 4.5 – Principe d'élimination des mesures ULB effectuées dans le dos du piéton.

**Impact du corps humain** L'étude présentée au paragraphe 3.3.3 montre que les récepteurs ULB ne sont pas capables de capter des signaux propagés au travers du corps humain. Ce qui signifie que les stations de base situées dans le dos du piéton ne peuvent pas enregistrer de mesures issues de signaux propagés selon un trajet direct. Si des mesures sont enregistrées par ces stations de base, elle ne peuvent que provenir d'ondes issues de réflexions.

En conséquence, il est judicieux de tenir compte de la géométrie formée par l'utilisateur et les stations de base pour éliminer les mesures ULB effectuées dans le dos du piéton. Dans ce but, on calcule l'azimut  $\gamma$  du vecteur  $\overrightarrow{MBS_i}$  qui relie la position  $M$  du piéton à une station de base  $BS_i$ . Lorsque la différence entre cet azimut et la cap de marche  $\theta$  est supérieure à  $90^\circ$ , les mesures ULB de cette station de base sont éliminées, car cette dernière est localisée dans le dos de l'utilisateur. La figure 4.5 illustre ce principe.

## 4.2 Filtrage robuste des mesures ULB

L'analyse des limites de propagation des ondes radio à l'intérieur des bâtiments et de l'impact du corps humain, en termes d'atténuation du signal, montrent à quel point fournir une solution de navigation robuste et précise dans ce contexte est une tâche complexe. L'un des principaux enjeux est l'élimination, voire le traitement, des mesures issues de propagation radio en trajet indirect. L'impact de ces mesures biaisées est d'autant plus important que les réflexions peuvent parfois entraîner un phénomène d'intensification de la puissance du signal. Dans ce contexte, les performances des algorithmes de corrélation et d'identification du premier trajet sont affaiblies. Une proportion non négligeable de mesures ULB sera le résultat de trajets indirects difficilement identifiables.

Sans l'application d'un processus robuste d'analyse des mesures ULB et de leur qualité, le risque est que notre méthode d'estimation converge vers une solution de navigation erronée. Les moindres carrés, par exemple, ne sont pas robustes car l'in-

introduction de mesures aberrantes modifie la fonction de coût de telle manière que le minimum ne corresponde plus à la position réelle du piéton. Dans le cas du filtre de Kalman, l'analyse des propriétés statistiques de l'innovation permet de détecter des erreurs aberrantes uniquement si leur proportion reste minoritaire au sein de l'ensemble des observations. En conclusion, la fiabilité du calcul de la position du piéton réside dans un traitement plus robuste des mesures radio.

Ce traitement passe souvent par un tri des mesures radio disponibles en tenant compte des contraintes environnementales et biomécaniques de mobilité du piéton. L'approche la plus répandue consiste à modéliser l'espace de déplacement du piéton. A cette fin, on utilise des plans ou des données statistiques, principalement créées à partir de mesures antérieures. En plus d'être complexes, ces approches sont dépendantes de la finesse des données de référence et de leur état de mise à jour.

Dans notre contexte de la navigation pédestre, un élément de référence inaltérable peut être employé : il s'agit des contraintes biomécaniques de marche. Comme nous l'avons vu dans la partie 2.1, la façon de marcher d'un individu dépend de forces physiques universelles, présentes quel que soit l'environnement dans lequel ce dernier se déplace. Ces contraintes impliquent par exemple, que le piéton n'est pas capable de marcher au delà d'une certaine vitesse ou bien même de tourner à une vitesse angulaire supérieure à un certain seuil. Un outil intéressant permet d'intégrer ces limites physiques au sein de la définition d'un modèle de marche, il s'agit de l'algorithme RANSAC. Pour des applications de navigation pédestre intra-muros, il consiste à estimer les paramètres descriptifs de la marche avec le minimum de mesures nécessaires, puis à vérifier si d'autres mesures confirment cette première estimation. Lorsqu'un consensus est obtenu, l'estimation est retenue. Comme nous le verrons plus tard, l'estimation des paramètres du modèle de marche peut se faire à partir des positions successives du piéton.

Dans le but de distinguer les mesures radio correctes des mesures aberrantes, nous avons développé un algorithme robuste en deux étapes. La première opération calcule, dans l'espace, toutes les positions possibles du piéton, définies par les mesures radio. Des algorithmes basés sur une approche géométrique aboutissent au calcul analytique des intersections d'AOA, de TDOA et des deux types de mesures mélangées. La seconde opération estime les paramètres de marche à partir des lieux géométriques d'intersection à l'aide d'un filtre RANSAC. Cette dernière étape permet d'identifier et de retenir les observations radio dites « correctes ». Ces dernières participent ensuite à l'estimation de la solution de navigation au moyen des filtres de Kalman décrits précédemment. C'est ici que réside la plus grande originalité du travail de recherche. Les paragraphes suivants présentent successivement les algorithmes géométriques développés, et l'algorithme RANSAC employé.

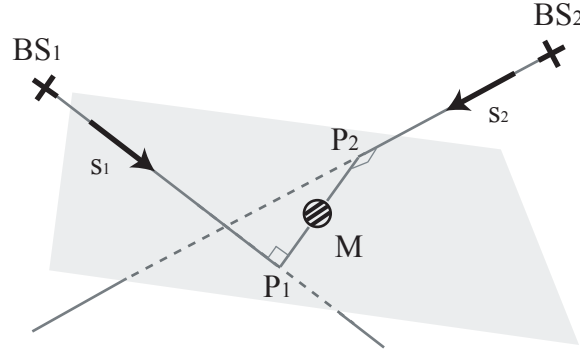


FIGURE 4.6 – Intersection de deux AOA

## 4.2.1 Traitement géométrique des mesures radio

### 4.2.1.1 Localisation à partir de deux AOA

L'intersection de deux droites, correspondant à deux mesures distinctes d'AOA, donne un unique point si les mesures radio sont faites en visée directe et ne sont pas entachées de bruit de mesure. Dans le cas contraire, seules leurs projections sur un plan se coupent. Lorsque l'intersection des deux droites n'existe pas, il est possible de relier ces deux dernières par un segment. Le milieu du plus petit segment reliant les droites est unique et est considéré comme leur intersection dans l'espace.

Soient deux droites qui reflètent deux AOA définies par leurs stations de base respectives  $BS_1$  et  $BS_2$ , et par leurs vecteurs directeur  $\mathbf{s}_1$  et  $\mathbf{s}_2$ . Le segment le plus court  $[P_1, P_2]$  entre ces deux droites est perpendiculaire à chacune de ces droites (cf figure 4.6). On peut donc écrire :

$$\begin{cases} \overrightarrow{P_1 P_2} \cdot \mathbf{s}_1 = 0 \\ \overrightarrow{P_1 P_2} \cdot \mathbf{s}_2 = 0 \end{cases} \quad (4.52)$$

Les coordonnées des points  $P_1$  et  $P_2$  s'expriment aussi sous la forme :

$$\mathbf{P}_i = \mathbf{BS}_i + k_i \cdot \mathbf{s}_i, \quad \forall k_i \in \mathbb{R} \text{ pour } i \in \{1, 2\} \quad (4.53)$$

En combinant les équations (4.52) et (4.53), on obtient le système d'équations (4.54), dont  $k_1$  et  $k_2$  sont les inconnues.

$$\begin{cases} (\mathbf{BS}_1 - \mathbf{BS}_2)^T \cdot \mathbf{s}_1 = k_2 (\mathbf{s}_2^T \cdot \mathbf{s}_1) - k_1 \|\mathbf{s}_1\|^2 \\ (\mathbf{BS}_1 - \mathbf{BS}_2)^T \cdot \mathbf{s}_2 = k_2 \|\mathbf{s}_2\|^2 - k_1 (\mathbf{s}_1^T \cdot \mathbf{s}_2) \end{cases} \quad (4.54)$$

Un calcul analytique permet ensuite de déterminer les distances  $k_1$  et  $k_2$ . Les équations (4.55) et (4.56) donnent les solutions.

$$k_1 = \frac{(\mathbf{BS}_1 - \mathbf{BS}_2)^T \left( (\mathbf{s}_2^T \mathbf{s}_1) \mathbf{s}_2 - \|\mathbf{s}_2\|^2 \mathbf{s}_1 \right)}{\|\mathbf{s}_2\|^2 \cdot \|\mathbf{s}_1\|^2 - (\mathbf{s}_2^T \mathbf{s}_1)^2} \quad (4.55)$$



$$k_2 = \frac{(\mathbf{BS}_1 - \mathbf{BS}_2)^T (\|\mathbf{s}_1\|^2 \mathbf{s}_2 - (\mathbf{s}_2^T \mathbf{s}_1) \mathbf{s}_1)}{\|\mathbf{s}_2\|^2 \cdot \|\mathbf{s}_1\|^2 - (\mathbf{s}_2^T \mathbf{s}_1)^2} \quad (4.56)$$

Finalement, le lieu géométrique d'intersection de deux AOA est associé aux coordonnées du milieu  $M$  du segment  $[P_1, P_2]$  obtenues à partir de l'équation (4.57).

$$\mathbf{X} = \frac{1}{2}(\mathbf{BS}_1 - \mathbf{BS}_2 + k_1 \mathbf{s}_1 - k_2 \mathbf{s}_2) \quad (4.57)$$

#### 4.2.1.2 Localisation à partir d'une AOA et d'une TDOA

Pour déterminer le lieu d'intersection dans  $\mathbb{R}^3$  d'une différence de mesures de temps d'arrivée et d'une mesure d'angles d'incidence, il faut calculer le lieu d'intersection d'un hyperboloïde et d'un vecteur. Bien que le problème du calcul d'intersection d'une AOA et d'une TDOA soit amplement résolu dans  $\mathbb{R}^2$ , ce n'est pas le cas pour  $\mathbb{R}^3$ . Nous avons donc développé une nouvelle solution.

Suivant une approche géométrique, l'intersection d'un hyperboloïde et d'un vecteur correspond soit à un point, soit à deux points distincts, ou bien n'a pas de solution. Sous une forme matricielle, l'équation (3.13) qui décrit le lieu géométrique de  $M$  à partir d'une mesure de TDOA devient :

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \begin{bmatrix} \mathbf{n}_x & \mathbf{n}_y & \mathbf{n}_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \cosh(u) \\ b \sinh(u) \cos(v) \\ b \sinh(u) \sin(v) \end{bmatrix} + \mathbf{s}\mathbf{m} \\ &= \mathbf{R} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{s}\mathbf{m} \\ \text{avec} \quad &u \in \left[ -\infty \quad \infty \right] \text{ et } v \in \left[ 0 \quad \pi \right] \end{aligned} \quad (4.58)$$

$\mathbf{X}$  et  $\mathbf{x}$  correspondent respectivement aux coordonnées du mobile  $M$  dans le référentiel de navigation et dans le référentiel hyperbolique.

Comme explicité au paragraphe 3.1.2.2, le lieu géométrique du mobile  $M$  décrit par une mesure d'AOA correspond à une droite définie par son vecteur directeur  $\mathbf{s}$  et son origine, soit la station de base  $BS$ .

$$M \in \mathbb{R}^3 : \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{X} = \mathbf{BS} + k \mathbf{s} \\ \mathbf{s} = [\cos(\lambda + \beta) \cos(\alpha + \varphi) \quad \cos(\lambda + \beta) \sin(\alpha + \varphi) \quad \sin(\lambda + \beta)]^T \\ \forall k \in \mathbb{R} \end{array} \right\} \quad (4.59)$$

En combinant les équations (4.58) et (4.59), on obtient l'équation suivante :

$$\mathbf{x} = \mathbf{R}^T \cdot (k \cdot \mathbf{s} + \mathbf{BS} - \mathbf{s}\mathbf{m}) \quad (4.60)$$

L'équation (4.60) combinée avec l'équation cartésienne de l'hyperboloïde (3.14) se transforme en polynôme du second degré en  $k$ .

$$0 = A k^2 + B k + C \quad (4.61)$$

avec

$$\begin{aligned}
 A &= b^2 (\mathbf{n}\mathbf{x}^T \mathbf{s})^2 - a^2 \left( (\mathbf{n}\mathbf{y}^T \mathbf{s})^2 + (\mathbf{n}\mathbf{z}^T \mathbf{s})^2 \right) \\
 B &= 2 \left( b^2 (\mathbf{n}\mathbf{x}^T \mathbf{s}) (\mathbf{n}\mathbf{x}^T \mathbf{Q}) - a^2 \left( (\mathbf{n}\mathbf{y}^T \mathbf{s}) (\mathbf{n}\mathbf{y}^T \mathbf{Q}) + (\mathbf{n}\mathbf{z}^T \mathbf{s}) (\mathbf{n}\mathbf{z}^T \mathbf{Q}) \right) \right) \\
 C &= b^2 (\mathbf{n}\mathbf{x}^T \mathbf{Q})^2 - a^2 \left( (\mathbf{n}\mathbf{y}^T \mathbf{Q})^2 + (\mathbf{n}\mathbf{z}^T \mathbf{Q})^2 + b^2 \right) \\
 \mathbf{Q} &= \mathbf{B}\mathbf{S} - \mathbf{s}\mathbf{m}
 \end{aligned}$$

L'analyse du discriminant  $\Delta$  de l'équation (4.61) permet de déterminer si l'hyperboloïde et la droite décrivant l'angle d'incidence se coupent. Si le discriminant est strictement positif, la solution est double, comme illustré sur la figure 4.7 (a).

$$\begin{aligned}
 k_1 &= \frac{-B + \sqrt{\Delta}}{2A} \\
 k_2 &= \frac{-B - \sqrt{\Delta}}{2A}
 \end{aligned} \tag{4.62}$$

Si le discriminant est nul, la solution est unique, comme illustré sur la figure 4.7 (b). Dans tous les autres cas, il n'y a pas de solution.

$$k = \frac{-B}{2A} \tag{4.63}$$

Les coordonnées dans le référentiel de navigation du lieu d'intersection des mesures d'AOA et de TDOA sont ensuite déduites en injectant les solutions de  $k$  dans l'équation (4.59).

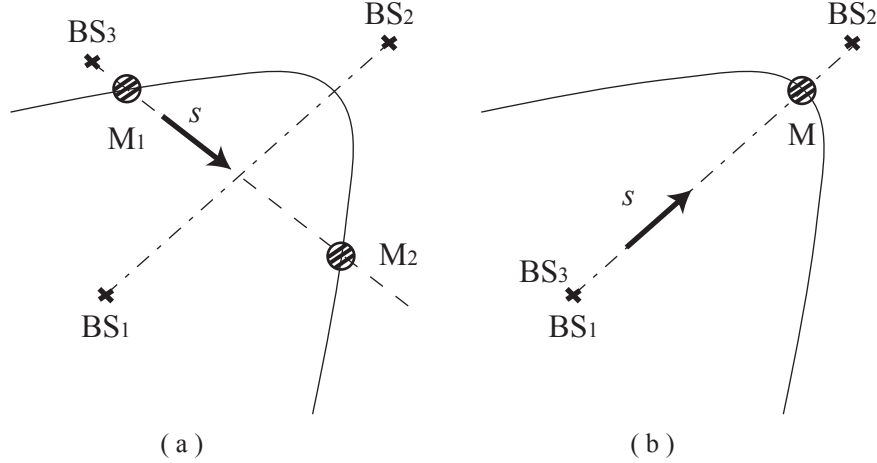


FIGURE 4.7 – Intersection d'une AOA et d'une TDOA

#### 4.2.1.3 Intersection d'hyperboloïdes à partir de TDOA

Plusieurs solutions qui traitent du problème de la localisation à partir de TDOA sont disponibles dans la littérature.

E.G. Bakhoum [46] a été le premier à construire un algorithme, en boucle fermée dans  $\mathbb{R}^3$ , qui calcule une solution de localisation indépendante des distances entre le mobile et les stations de base. Cette méthode offre de très bonnes performances sous

l'hypothèse que les mesures ne sont pas entachées de bruit. Le fait que l'algorithme a besoin de mesures sur un minimum de quatre stations de base indépendantes pour converger vers une solution nuance cet aspect. De plus, lorsque le temps de synchronisation entre l'horloge du mobile et celles des stations de base est inconnu, cette exigence monte à cinq stations de base. Cette contrainte est très difficilement réalisable dans espace intérieur.

Des méthodes s'appuyant sur des développements en série de Taylor sont utilisées dans [42, 43] pour estimer l'emplacement du mobile à partir de TDOA. Ces techniques s'appliquent via des processus itératifs. Elles souffrent de problèmes de convergence lorsque l'erreur sur l'estimation de la position initiale du mobile est trop importante.

Une alternative au problème de localisation dans le plan, à partir de TDOA, a été proposé par Y.T. Chan [44] grâce au calcul en deux étapes d'une solution par moindres carrés. Il s'agit, en fait, d'une approximation de l'estimation de la solution de navigation par calcul du maximum de vraisemblance. Cette méthode offre l'avantage de ne pas être un processus itératif. A nouveau, seulement des conditions de visées directes des ondes radio garantissent la précision de l'estimation de la position du mobile.

Nous nous intéressons au calcul d'une solution analytique au problème d'intersection de TDOA, soit d'hyperboloïdes. Résoudre ce problème implique le calcul complexe d'intersection de surfaces quadratiques. Pour parvenir à une solution dans  $\mathbb{R}^3$ , nous avons adapté la première étape de la solution proposée par Y.T. Chan.

L'équation (4.64) formule le carré de la distance entre le piéton  $M$  et la  $i$ ème station de base  $BS_i$ .

$$\begin{aligned} d(M, BS_i)^2 &= (E_i - E)^2 + (N_i - N)^2 + (Z_i - Z)^2 \\ &= K_i - 2E_i E - 2N_i N - 2Z_i Z + E^2 + N^2 + Z^2 \end{aligned} \quad (4.64)$$

avec  $K_i = E_i^2 + N_i^2 + Z_i^2$

Lorsque les mesures ne sont pas entachées de bruit, l'équation qui modélise la TDOA entre les stations de base  $BS_i$  et  $BS_1$  peut être reformulée sous la forme :

$$d(M, BS_i)^2 = (c\Delta t_{i,1} + d(M, BS_1))^2 \quad (4.65)$$

En soustrayant  $d(M, BS_1)^2$  à l'équation (4.65), il est possible de transformer l'équation (4.64) en une équation linéaire dont  $E$ ,  $N$ ,  $Z$  et  $d(M, BS_1)$  sont les inconnues.

$$E(E_i - E_1) + N(N_i - N_1) + Z(Z_i - Z_1) + c\Delta t_{i,1}d(M, BS_1) = \frac{1}{2} (K_i - K_1 - (c\Delta t_{i,1})^2) \quad (4.66)$$

Lorsque les mesures de temps de propagation des ondes radio sont disponibles sur quatre stations de base différentes au même instant, l'intersection des TDOA peut

être calculée en fonction de la distance  $d(M, BS_1)$  à partir de l'équation (4.66). L'équation (4.67) fournit la solution.

$$\begin{bmatrix} E \\ N \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_2 - E_1 & N_2 - N_1 & Z_2 - Z_1 \\ E_3 - E_1 & N_3 - N_1 & Z_3 - Z_1 \\ E_4 - E_1 & N_4 - N_1 & Z_4 - Z_1 \end{bmatrix}^{-1} \cdots \quad (4.67)$$

$$\cdots \times \left\{ -c d(M, BS_1) \begin{bmatrix} \Delta t_{2,1} \\ \Delta t_{3,1} \\ \Delta t_{4,1} \end{bmatrix} + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} K_2 - K_1 - (c\Delta t_{2,1})^2 \\ K_3 - K_1 - (c\Delta t_{3,1})^2 \\ K_4 - K_1 - (c\Delta t_{4,1})^2 \end{bmatrix} \right\}$$

En substituant les coordonnées de cette intersection dans l'équation (4.64), on obtient une forme quadratique en  $d(M, BS_1)$ . L'intersection des TDOA, soit le lieu géométrique de la position du mobile  $M$ , est ensuite déterminée en injectant les racines de ce polynôme dans l'équation (4.66).

A ce stade, on peut noter que l'algorithme de Y.T. Chan requiert que toutes les TDOA soient liées à une station de base commune, ici le point  $BS_1$ . Cette hypothèse restreint son champ d'application dans l'espace.

Compte tenu des limitations de propagation du signal dans un espace construit, de l'écran fait par le corps humain et de la difficulté à avoir une forte densité de stations de base dans un espace donné, une approche plus réaliste doit être envisagée. Cette approche considère seulement trois stations de base visibles directement et simultanément par le piéton.

En considérant que l'altitude du piéton varie peu lorsqu'il marche, il est possible de réduire le problème à l'intersection des formes quadratiques correspondant aux deux intersections des hyperboloïdes avec un plan défini par l'équation :  $Z = Z_0$ . L'altitude de ce plan à un instant donné, peut être fixée en fonction de la coordonnée verticale de la position du piéton déterminée à l'instant précédent, selon la méthode d'estimation de la solution de navigation choisie. On peut aussi utiliser des informations annexes, comme la mobilité du piéton ou son identifiant, pour fixer la hauteur du plan. L'équation (4.66) devient alors :

$$E(E_i - E_1) + N(N_i - N_1) = \frac{1}{2} (K_i - K_1 - (c\Delta t_{i,1})^2) - Z_0(Z_i - Z_1) - c\Delta t_{i,1}d(M, BS_1) \quad (4.68)$$

Sous forme matricielle, on obtient :

$$\begin{bmatrix} E \\ N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_2 - E_1 & N_2 - N_1 \\ E_3 - E_1 & N_3 - N_1 \end{bmatrix}^{-1} \times \left\{ \frac{1}{2} \begin{bmatrix} K_2 - K_1 - (c\Delta t_{2,1})^2 \\ K_3 - K_1 - (c\Delta t_{3,1})^2 \end{bmatrix} \cdots \right. \quad (4.69)$$

$$\left. \cdots - Z_0 \begin{bmatrix} Z_2 - Z_1 \\ Z_3 - Z_1 \end{bmatrix} - c \cdot d(M, BS_1) \begin{bmatrix} \Delta t_{2,1} \\ \Delta t_{3,1} \end{bmatrix} \right\}$$

L'équation (4.69) permet d'exprimer les composantes  $E$  et  $N$ , de la position de piéton, en fonction de  $d(M, BS_1)$  à condition que le produit  $(E_2 - E_1)(N_3 - N_1)$  soit différent du produit  $(N_2 - N_1)(E_3 - E_1)$ . Cette condition traduit la non-colinéarité

des trois stations de base  $BS_1, BS_2$  et  $BS_3$ .

La géométrie des stations de base modifie les performances de localisation. Ebrahimi [77] analyse les zones d'incertitudes de localisation d'un point à partir de TDOA et montre que la meilleure précision possible de localisation est obtenue lorsque les stations de base sont placées dans les coins du volume observé. Ces coins représentent les sommets du polyèdre considéré. Les stations de base équipent principalement des volumes correspondants à une succession de pièces et de couloirs. La probabilité de disposer au même instant de mesures de temps de propagation enregistrées sur des stations de base alignées est très faible.

Pour simplifier les écritures, on pose :

$$E_i - E_j = E_{ij}, \quad N_i - N_j = N_{ij}, \quad Z_i - Z_j = Z_{ij} \quad \text{et} \quad K_i - K_j = K_{ij}$$

L'équation (4.69) devient :

$$\begin{bmatrix} E \\ N \end{bmatrix} = \frac{1}{2q} \begin{bmatrix} N_{31} & -N_{21} \\ -E_{31} & E_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_{21} - (c\Delta t_{2,1})^2 - 2Z_0 Z_{21} - 2c\Delta t_{2,1} d(M, BS_1) \\ K_{31} - (c\Delta t_{3,1})^2 - 2Z_0 Z_{31} - 2c\Delta t_{3,1} d(M, BS_1) \end{bmatrix} \quad (4.70)$$

avec  $q = E_{21}N_{31} - E_{31}N_{21}$

Les coordonnées  $(E, N, Z_0)$  du mobile s'expriment en fonction de  $d(M, BS_1)$  selon le système d'équations (4.71).

$$\begin{cases} E &= g_E + h_E d(M, BS_1) \\ N &= g_N + h_N d(M, BS_1) \end{cases} \quad (4.71)$$

avec

$$\begin{aligned} g_E &= \frac{1}{2q} (N_{31}K_{21} - N_{21}K_{31} + c^2(N_{21}\Delta t_{3,1}^2 - N_{31}\Delta t_{2,1}^2) + 2Z_0(N_{21}Z_{31} - N_{31}Z_{21})) \\ h_E &= \frac{c}{q} (N_{21}\Delta t_{3,1} - N_{31}\Delta t_{2,1}) \\ g_N &= \frac{1}{2q} (E_{21}K_{31} - E_{31}K_{21} + c^2(E_{31}\Delta t_{2,1}^2 - E_{21}\Delta t_{3,1}^2) + 2Z_0(E_{31}Z_{21} - E_{21}Z_{31})) \\ h_N &= \frac{c}{q} (E_{31}\Delta t_{2,1} - E_{21}\Delta t_{3,1}) \end{aligned}$$

L'introduction des expressions de  $E$  et  $N$  du système d'équations (4.71) dans l'équation (4.64), conduit à la nouvelle forme quadratique en  $d(M, BS_1)$  qui suit.

$$\begin{aligned} &2(h_E(E_1 - g_E) + h_N(N_1 - g_N)) d(M, BS_1) + (1 - h_E^2 - h_N^2) d(M, BS_1)^2 \\ &= K_1 - 2(E_1 g_E + N_1 g_N + Z_1 Z_0) + g_E^2 + g_N^2 + Z_0^2 \end{aligned} \quad (4.72)$$

L'équation (4.72) admet soit deux solutions distinctes, soit une solution. La substitution, dans le système d'équations (4.71), des solutions de  $d(X, P_1)$  permet de calculer les coordonnées du lieu d'intersection dans  $\mathbb{R}^3$  de deux TDOA, connaissant l'altitude du piéton dans le référentiel de navigation.

## 4.2.2 Algorithme RANSAC

### 4.2.2.1 Rappel théorique

L'algorithme RANSAC appartient à la famille des méthodes robustes d'estimation. La caractéristique principale de ces méthodes est leur « point de rupture ». Le point de rupture correspond au pourcentage de mesures aberrantes qui met en défaut l'algorithme. Pour illustrer ces propos, considérons l'algorithme des moindres carrés. Son point de rupture est de 0%, ce qui signifie qu'une seule mesure aberrante suffit pour fausser l'estimation des paramètres. Le point de rupture du RANSAC dépasse les 50%. Couramment utilisé dans les applications de vision robotique, l'algorithme RANSAC est donc capable de traiter des données contenant une part significative de mesures aberrantes.

En effet, contrairement aux méthodes d'estimation classique, qui utilisent toutes les mesures pour faire une première approximation de l'état du système, puis qui tentent d'isoler les mesures aberrantes par comparaison, l'algorithme RANSAC procède à l'inverse. Il utilise le plus petit nombre d'observations nécessaires pour définir un modèle, puis il élargit son champ d'action en introduisant d'autres observations, tant qu'elles sont cohérentes avec l'estimation initiale.

### Déroulement de l'algorithme RANSAC

#### Les données du filtre

1. soit un modèle  $f$  décrit par un minimum de  $\eta$  données,
2. soit un jeu de données  $S$  avec  $\text{card}(S) \geq \eta$ ,
3. soit un seuil empirique  $\tau$  qui dépend du nombre de mesures aberrantes attendues dans  $S$

#### Les étapes de l'algorithme

1. Sélectionner aléatoirement un sous-ensemble  $S_1$  de  $S$  contenant  $\eta$  données et décrivant le modèle  $f$ . On obtient le modèle  $f_1$ .
2. Utiliser le modèle  $f_1$  pour déterminer le sous-ensemble  $S_1^*$  de  $S$  étant dans une certaine tolérance de  $f_1$ .  $S_1^*$  est appelé le « consensus » ou encore l'assentiment de  $S_1$ .
3. Si  $\text{card}(S_1^*) \geq \tau$ , utiliser  $S_1^*$  pour affiner l'estimation de nouveau modèle  $f_1^*$ , par exemple par moindres carrés. Si  $\text{card}(S_1^*) < \tau$ , recommencer l'algorithme depuis le point 1.

Il est important de noter qu'en présence de nombreuses données aberrantes, la robustesse du RANSAC est subordonnée à l'existence d'au moins un sous-ensemble de données décrivant le modèle réel.

L'algorithme comporte trois éléments critiques. Le premier est le choix du seuil  $\tau$ . Le second est le nombre d'itérations de l'algorithme avant de conclure au succès ou à l'échec du processus, ce nombre étant directement lié au nombre de sous-ensembles traités. Enfin, le dernier élément critique est la tolérance d'erreur à l'intérieur de laquelle les données définissant le consensus sont acceptées. La figure 4.8 illustre le principe de fonctionnement de l'algorithme.

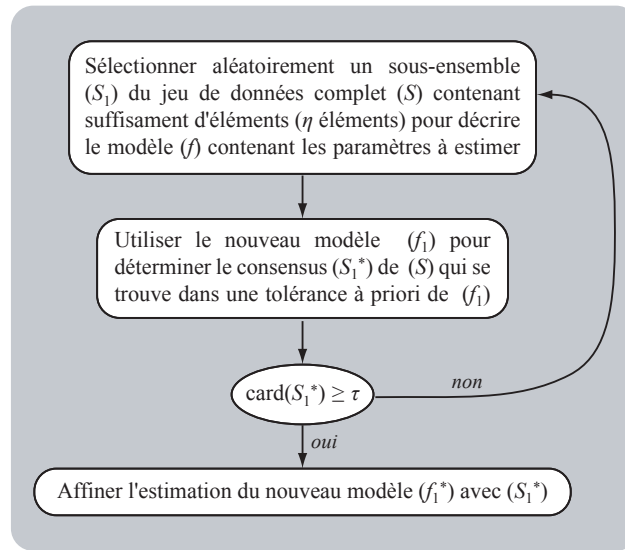


FIGURE 4.8 – Diagramme de fonctionnement de l'algorithme RANSAC.  $\tau$  est un seuil a priori qui définit le cardinal du consensus suffisant pour valider l'estimation du modèle.

#### 4.2.2.2 Application à la radionavigation pédestre

Les principaux paramètres descriptifs de la marche sont l'accélération et la vitesse de rotation. De nombreuses études [78], surtout destinées au domaine des transports, évaluent les valeurs moyennes et les conditions limites de ces paramètres. En général, un piéton marche à une vitesse de l'ordre du mètre par seconde. C'est cette information que nous allons principalement exploiter.

**Modèle du filtre** Les données traitées par l'algorithme RANSAC sont les nuages de points, correspondants aux intersections des mesures radio à différentes époques. A partir de ces données, l'algorithme estime le modèle de marche explicité par l'équation (4.73).

$$f(v, \theta) = v \cdot \tan(\theta) = \frac{\sqrt{\Delta E^2 + \Delta N^2}}{\Delta t} \tan\left(\frac{\Delta E}{\Delta N}\right) \quad (4.73)$$

$v$  est la vitesse de marche planimétrique du piéton.  $\theta$  estime le cap de marche.  $\Delta t$  correspond à l'intervalle de temps considéré.

**Équations de condition** Pour des questions de continuité, sur un intervalle de temps très court, la vitesse peut être considérée comme constante. En conséquence, la dérivée seconde, qui correspond à l'accélération, devrait être nulle. On peut appliquer les mêmes hypothèses et faire le même calcul pour le cap de marche. On obtient ainsi des équations de condition (cf système d'équations (4.74)) qui permettent de définir les paramètres a priori nécessaires au déroulement de l'algorithme RANSAC.

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{X}}{dt} = \varepsilon \\ \frac{d^2\mathbf{X}}{dt^2} = 0 \end{cases} \quad (4.74)$$

Il est intéressant de noter que les contraintes biomécaniques de la marche d'un individu réduisent le risque contenu dans le choix du premier des trois paramètres critiques pour la robustesse du RANSAC, soit le seuil de tolérance par rapport au modèle. Dans notre cas d'application, seule une tolérance qui tient compte des bruits de mesures ULB doit être choisie. Elle définit l'incertitude acceptable entre les mesures réelles et les contraintes des équations de condition. En ce qui concerne les deux autres paramètres, le contexte de navigation pédestre diminue aussi le risque d'erreur.

Le nombre de sous-ensembles, qui doivent être testés successivement, modifie la rapidité de convergence de l'algorithme. Or à l'intérieur des bâtiments, pour tous les motifs exposés précédemment, la disponibilité des mesures radio est plutôt faible. On ne peut créer qu'un nombre limité d'échantillons représentatifs du modèle. La convergence du processus est donc garantie puisque le nombre d'itérations est de facto restreint.

Enfin, le choix du seuil qui définit le nombre de données compatibles et utilisées pour affirmer qu'un modèle correct a été trouvé, peut sensiblement modifier le résultat. Bien que le nombre de mesures ULB soit particulièrement bas, et donc que cet aspect puisse s'avérer très critique pour valider un modèle, l'impact de ce seuil sur l'estimation du modèle est contrebalancé par la connaissance des conditions limites des paramètres qui décrivent la marche.

**Échantillonnage** L'échantillonnage du filtre porte sur une fenêtre glissante d'une demi-seconde. Les impulsions ULB sont émises à une fréquence de 5 Hz, mais la précision de localisation ULB dans des conditions idéales est de l'ordre de 0.2 m. Filtrer sur un intervalle d'une demi-seconde garantit le fait que la tolérance d'erreur sur la vitesse soit inférieure à l'erreur induite par les calculs d'intersections à partir des signaux radio.

**Discussion** Un intérêt majeur du processus robuste proposé est de travailler sur des calculs différentiels de signaux ULB, et non pas sur des mesures traitées époque par époque. En effet, il arrive fréquemment que l'espace intra-muros induise des réflexions qui biaisent une série de positions, mais que la cohérence au sein de cette série soit assurée. Dans ce cas, un algorithme qui tend à éliminer les mesures issues de propagation indirecte va rejeter ces mesures, alors que le fait qu'elles soient cohérentes entre elles sur un court laps de temps peut les rendre très utiles. L'algorithme RANSAC proposé sera à même d'intégrer ces données qui reflètent le déplacement du piéton pendant un court instant, mais dont la localisation absolue est biaisée. Étant donné que la disponibilité des mesures radio en visée directe à l'intérieur des bâtiments est faible, être capable de traiter des mesures réfléchies, mais qui sont un miroir de la réalité du déplacement, représente un gain considérable.

Traiter des mesures issues de réflexions permet d'augmenter la quantité d'observations disponibles pour l'algorithme de fusion ULB/MEMS en ajoutant des observations de vitesse et de cap. Toutefois, cela ne permet pas d'isoler uniquement



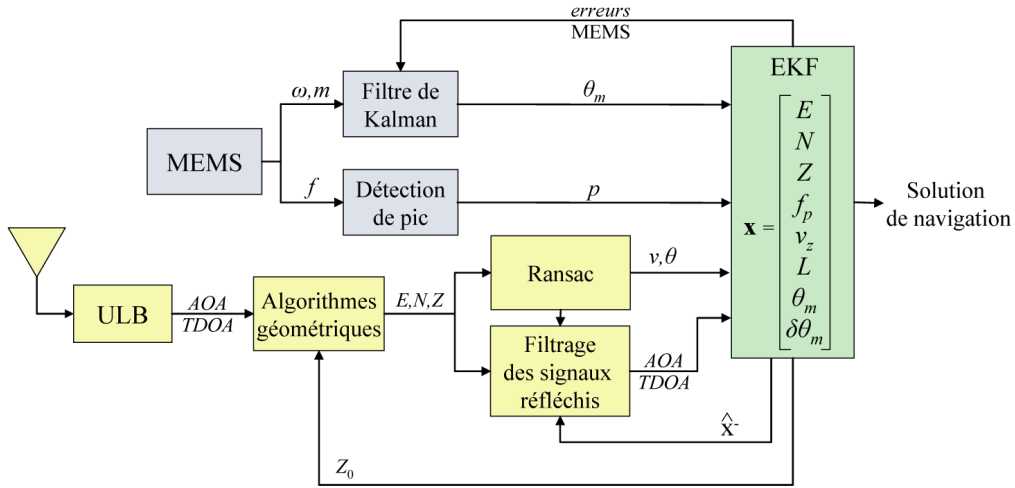


FIGURE 4.9 – Architecture du filtre robuste ULB/MEMS en couplage serré.  $f$ ,  $\omega$  et  $m$  sont respectivement la force spécifique traduisant l'accélération verticale, les vitesses angulaires, les composantes du champ magnétique.  $p$  correspond à l'évènement de détection d'un pas.  $Z_0$  correspond à l'altitude du piéton à l'instant précédent.

les mesures en trajet direct d'AOA et de TDOA utiles à la phase de correction du filtre de Kalman. Les différents principes de tri exposés dans le cadre du couplage EKF en stratégie de couplage serré peuvent encore être appliqués. Ils sont adoptés pour retenir les mesures issues de signaux non réfléchis parmi celles retenues dans le consensus.

#### 4.2.2.3 Intégration dans le filtre d'hybridation ULB/MEMS

L'algorithme RANSAC offre deux avantages dans l'estimation de la solution de navigation. Il garantit la robustesse du filtre en éliminant les valeurs aberrantes parmi les observations radio. Enfin, il enrichit l'échantillon des observations disponibles pour la phase de correction de l'EKF avec des mesures de vitesse et de cap de marche dans  $\mathbb{R}^2$ . Son action dépend du résultat des algorithmes géométriques et prépare l'étape de correction. A ce titre, il s'intègre entre le processus de calcul des lieux géométriques d'intersection des mesures radio et le filtre de Kalman étendu. La figure 4.9 dépeint le principe de fonctionnement du filtre ULB/MEMS robuste dans son ensemble.

### 4.3 Conclusion

Bien que les algorithmes d'hybridation développés s'inspirent largement des techniques déjà exploitées en navigation dans les transports, les spécificités que sont l'intra-muros et le piéton, sont la source de nombreuses innovations. Deux algorithmes de fusion ULB/MEMS en stratégie lâche et serrée participent aux inventions de cette thèse. Plusieurs stratégies de tri des mesures radio aberrantes ou bien encore de prise en compte de l'impact du corps humain sur la propagation radio ont été conçues. Enfin ce n'est qu'au prix d'une approche complètement différente des méthodes

d'estimation usuelles, que la solution de navigation est rendue fiable. Un calcul géométrique des mesures radio, des considérations biomécaniques de la marche et un traitement RANSAC sont les principaux ingrédients de cette nouveauté. Reste tout naturellement à expérimenter cette recette.

# Chapitre 5

## Expérimentation et analyse des performances

*L'expérience est une observation provoquée dans le but de faire naître une idée. [Claude Bernard]*

L'enjeu de ce chapitre est d'évaluer les performances de la solution de navigation hybride ULB/MEMS proposée. Des expériences ont été conduites afin d'enregistrer des mesures à partir des capteurs de localisation sur différents scénarios de déplacement. Un traitement a posteriori, à partir des algorithmes temps réel présentés au chapitre précédent, est appliqué aux mesures collectées. Avant de présenter les résultats de ces expériences, le mode opératoire et les procédures d'analyse sont détaillés. L'analyse des résultats se fait au regard des objectifs de ce travail de recherche et qui ont été énumérés dans le premier chapitre. Il s'agit de la précision de localisation, de la disponibilité de la solution de navigation, de la faisabilité du système proposé ainsi que de la fiabilité globale du système.

### 5.1 Collecte des données expérimentales

Cette partie présente les expériences réalisées pour enregistrer les données qui sont ensuite traitées et dont les résultats sont analysés.

#### 5.1.1 Equipements

##### 5.1.1.1 MEMS

Le premier élément utilisé dans cette recherche est le module de navigation MTx produit par la société « Xsens Technologies B.V. ». Ce module contient des transducteurs MEMS orientés selon les trois axes d'un trièdre. Chaque axe accueille un accéléromètre, un gyroscope et un magnétomètre. Les spécifications de ces trois types de capteurs sont disponibles dans les tableaux 2.1 et 2.2 du chapitre 2. L'unité de contrôle « Xbus Master B » fait l'interface entre le MTx et l'ordinateur sur lequel les mesures brutes sont enregistrées. La connexion entre ces deux éléments est sans

fil, via Bluetooth. La fréquence d'enregistrement des données est fixée à 50 Hz.

Dans le souci de concevoir une solution qui puisse être adoptée par tout un chacun, notre choix s'est porté sur l'utilisation d'un unique boîtier MTx fixé conjointement avec l'émetteur radio ULB.

### 5.1.1.2 Modules ULB

Le second élément utilisé pour l'expérimentation est un système local de localisation en temps réel, basé sur l'émission d'ondes ULB. Cet équipement est produit par la compagnie Ubisense. Il équipe une salle de cours d'environ 12 mètres sur 12, photographiée sur la figure 5.1. Trois composants principaux sont nécessaires au calcul des positions en 3D : les émetteurs mobiles, les stations de base et la plate-forme de contrôle.

**Les émetteurs mobiles.** Désignés par le terme « Ubitag », ils émettent des trains d'impulsions ULB sur un spectre de fréquences qui s'étale de 5.8 à 7.2 GHz. Un train d'impulsions correspond à une période de 26.725 ms. De petite taille, les émetteurs s'attachent sur les éléments que l'on souhaite localiser. Dans notre expérimentation, le piéton porte l'émetteur ULB suspendu autour du cou à hauteur du thorax et solidaire du module MEMS. La figure 5.2 (b) illustre ce composant avec une photo.

Pour nos essais, nous avons travaillé avec la version 1.0 des émetteurs mobiles, compatible avec la réglementation américaine. Selon le rapport de certification [79] pour la FCC, la fréquence centrale est de 5963 MHz. La largeur des impulsions est de 2 nanosecondes et la largeur de la bande des signaux radio ULB est de 2025 MHz.

Aujourd'hui, la société distribue une nouvelle version du système de localisation qui comporte d'importants changements au niveau matériel. Cette nouvelle version est notamment le fruit de l'adaptation à la récente réglementation européenne (cf. tableau 3.9).

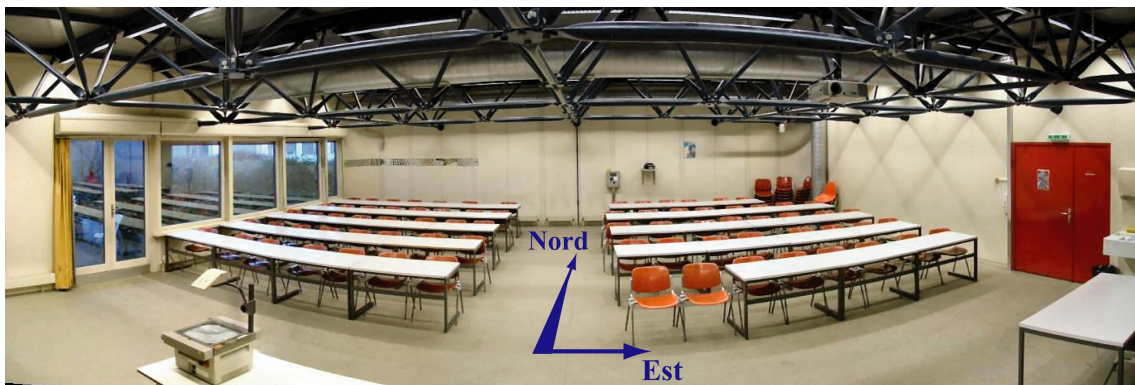


FIGURE 5.1 – Salle d'expérimentation.



(a) Station de base



(b) Émetteur mobile

FIGURE 5.2 – Photos des composants radio du système de localisation ULB.

**Les stations de base.** Quatre stations de base, également appelés « Ubisensors », sont installées aux coins de la salle de classe. Les coordonnées de ces quatre capteurs ont été mesurées à l'aide d'un théodolite dans un système de référence local, rattaché à la pièce. Des cibles ont été placées sur les murs à cet effet.

Les stations de base reçoivent les impulsions émises par l'Ubitag. Un traitement du signal ULB permet de déterminer les mesures d'AOA et de TDOA utiles au calcul de la position de l'émetteur. Les mesures d'angles se font grâce à un réseau de quatre antennes contenu dans chaque station de base (cf paragraphe 3.1.2.1). Les mesures de différence de temps d'arrivée sont rendues possibles par le fait que toutes les stations de bases sont connectées entre elles par un réseau câblé Ethernet. Elles sont ainsi synchronisées. A titre indicatif, la portée d'une station de base est de l'ordre de 60 mètres.

Enfin les stations de base utilisent des canaux radio de longueur d'onde de l'ordre du mètre pour configurer les émetteurs mobiles. On peut, par exemple, modifier la fréquence d'émission des impulsions ULB grâce à cette connexion sans fil.

**La plate-forme de contrôle.** Elle consiste en un ensemble de logiciels qui gèrent les équipements ULB au travers de cellules. Une cellule correspond à une zone géographique équipée d'un minimum de quatre stations de base. Afin d'assurer un suivi en continu des mobiles, plusieurs cellules peuvent se chevaucher. Notre expérience se limite à l'exploitation de quatre stations de base, soit une cellule. Dans un environnement classique de bureaux, la limite supérieure de couverture d'une zone équipée par quatre stations de base est de 625 m<sup>2</sup>. Ces caractéristiques sont valables pour les versions 1.x de la plate-forme de contrôle.

#### 5.1.1.3 Synchronisation des mesures

L'échelle de temps utilisée par les MEMS est différente de celle employée par le système de localisation ULB. Il convient donc de synchroniser ces données avant de les coupler.

**Echelle de temps MEMS** Les mesures MEMS sont associées à un temps, lui-même synchronisé avec l'horloge de l'ordinateur central. Cette échelle de temps est relative à un temps zéro, calé sur la mise en route du programme de contrôle des MEMS. En conséquence, l'étiquette temporelle associée à chaque mesure correspond au nombre de secondes écoulées depuis le lancement du programme. Le temps mis par le convertisseur analogique/numérique pour traiter le signal est codé sur 16 bits et sur 9 canaux, ce qui induit un retard sur l'annotation temporelle évalué à environ  $200 \mu\text{s}$ . Le transfert des données entre le module MTx et l'ordinateur central via Bluetooth 2.0 est évalué à 2.17 ms. Le décalage temporel total entre l'étiquetage des données MEMS et le temps où elles ont été mesurées est donc estimé à 2.37 ms.

**Echelle de temps ULB** L'ordinateur central de la plate-forme de contrôle sauvegarde les mesures ULB d'angle et de temps. L'étiquette temporelle associée à chaque mesure correspond au temps indiqué par l'horloge de l'ordinateur. L'échelle de temps utilisée est « l'heure UNIX ». Elle définit le temps en fonction du nombre de secondes écoulées depuis le 1er janvier 1970 à 00 : 00 UTC. Chaque mesure est donc annotée du nombre de secondes écoulées entre cette heure de référence et celle fournie par l'horloge du PC au moment de l'enregistrement de la mesure.

Lorsque l'on s'intéresse à la précision du temps enregistré avec les données de localisation, on constate l'existence d'un décalage temporel entre le moment où un train d'impulsions est émis et le moment où les métriques associées sont enregistrées. Un premier élément qui affecte la précision temporelle est l'encodage du temps UNIX. La résolution attendue est de l'ordre de 10 ms. Cependant le retard induit par l'étape de livraison des données ULB est bien plus important. Des expériences du constructeur ont évalué ce retard à 161 ms, soit l'équivalent de 6 périodes d'émission. En conséquence, si  $t$  est le temps annoté avec une mesure, le temps « réel » qui doit être considéré est  $(t-0.161)$  avec une erreur de  $\pm 10$  ms.

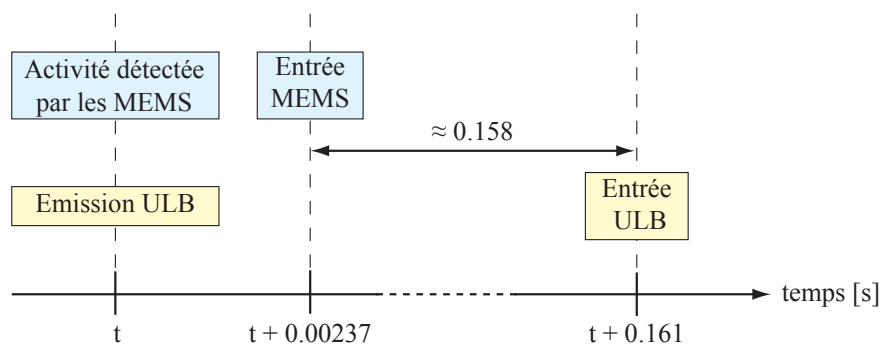


FIGURE 5.3 – Relation temporelle entre le MTx et le système de localisation Ubisense.

**Synchronisation** Nous connaissons donc les décalages temporels à appliquer à chaque type de mesure pour déterminer l'instant auquel ces données doivent être associées (voire figure 5.3). Il faut encore synchroniser entre elles les deux technologies. Dans ce but, le piéton inflige une secousse brève et énergique au module MEMS.

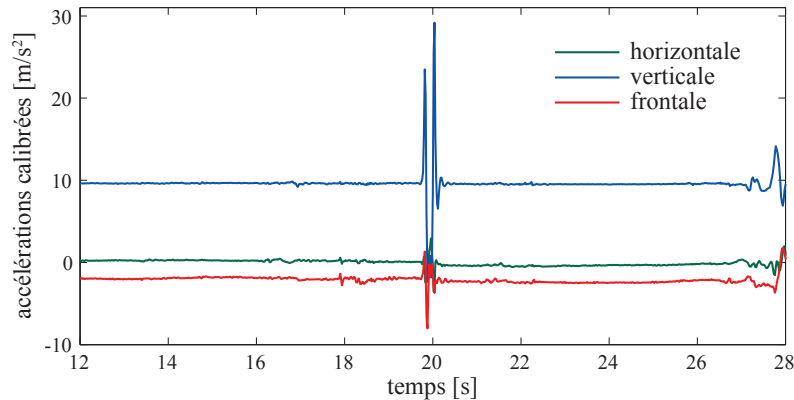


FIGURE 5.4 – *Estimation du temps associé à la secousse infligée au module MEMS.*

L'instant de cette impulsion est sauvegardé selon l'heure UNIX. L'analyse des accélérations MEMS, illustrées sur la figure 5.4, permet ensuite d'associer l'heure UNIX avec l'échelle de temps des MEMS. Par détection de pic sur tous les signaux accélérométriques, puis en moyennant les résultats, on obtient l'instant associé à la secousse.

L'imprécision de ce calcul est estimé à 0.1 s. Le piéton marchant à une vitesse moyenne de l'ordre du mètre par seconde, cette erreur peut engendrer un décalage maximum de 10 cm entre une position calculée à partir des MEMS et celle estimée à partir des ondes ULB. Le filtre de couplage tient compte de cette imprécision dans son modèle stochastique. Cet écart reste bien inférieur à la précision de localisation recherchée, qui est de 1 m.

## 5.1.2 Description des tests

Les performances des algorithmes d'hybridation sont évaluées à partir de données collectées dans la salle de classe (cf figure 5.1). Comme l'équipement de localisation par ondes ULB n'est opérationnel que dans cette pièce, une contrainte est de limiter notre zone d'expérimentation à ce périmètre.

Un piéton, équipé d'un module MTx et d'un Ubitag solidairement attachés et portés autour du cou, a suivi plusieurs trajets. Au total trois scénarios distincts composent les essais. Afin de consolider l'analyse statistique des résultats, chaque scénario a été répété à trois reprises. Les scénarios et le système de marquage au sol utilisé sont détaillés par la suite.

### 5.1.2.1 Marquage au sol des points de passage.

Les trajectoires réelles parcourues par le piéton sont matérialisées à l'aide de marques au sol qui correspondent à des points de passage. Un levé effectué avec un théodolite a permis de déterminer les coordonnées de chaque marque. Le réseau de marques est représenté sur la figure 5.5. La liste de leurs coordonnées est disponible

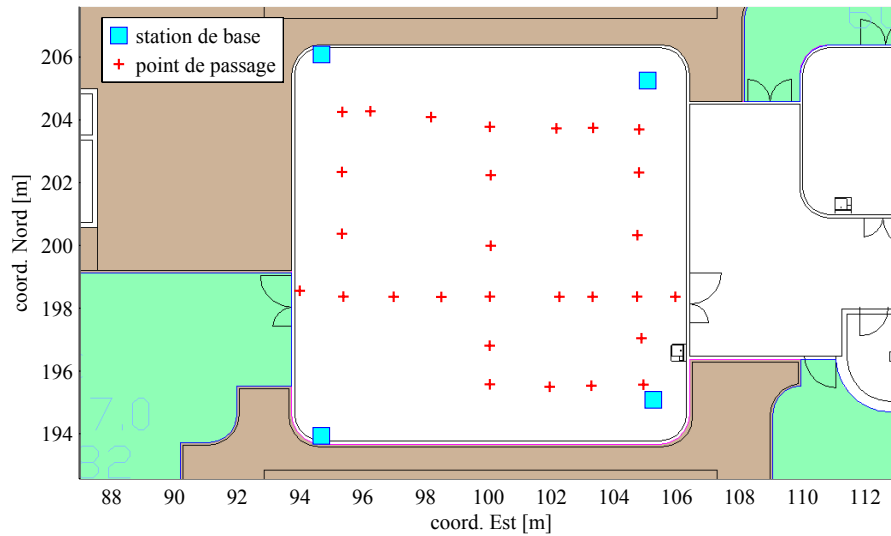


FIGURE 5.5 – Marquage au sol des points de passage.

en annexe A.

Les scénarios ont été conçus sur la base du marquage au sol. Chaque scénario est défini par une succession de points de passages. Le départ et l'arrivée de chaque scénario se situent sur une marque au sol. Les arrêts en cours de route s'effectuent aussi sur des points de passage. Ils représentent tous des déplacements réalistes d'un piéton à l'intérieur.

#### 5.1.2.2 Scénario n°1

Le scénario n°1 teste la réaction des algorithmes d'hybridation lorsque le piéton entre et sort de la zone couverte par les signaux ULB. Le départ se trouve à l'intérieur de la pièce, face à la porte d'entrée. Le piéton marche dans la direction Est, puis fait un demi-tour à l'extérieur de la pièce. Il traverse ensuite la pièce d'Est en Ouest avant d'effectuer un second demi-tour à l'extérieur de la pièce. Puis, il revient sur ces pas et termine sa marche sur le point de départ. La figure 5.6 explicite graphiquement ce trajet.

#### 5.1.2.3 Scénario n°2

Le scénario n°2 teste l'impact de la géométrie du système de localisation ULB et des murs de la pièce sur les performances du filtre de couplage. Il consiste en un déplacement du piéton dans toute la pièce composé de plusieurs virages. Le départ se fait sur le point annoté par la lettre A sur la figure 5.7. Le piéton regarde vers l'Ouest, puis commence à marcher dans la même direction. Ses pas le conduisent successivement sur les points B, C, D et E. Il boucle sa route en revenant sur le point A.



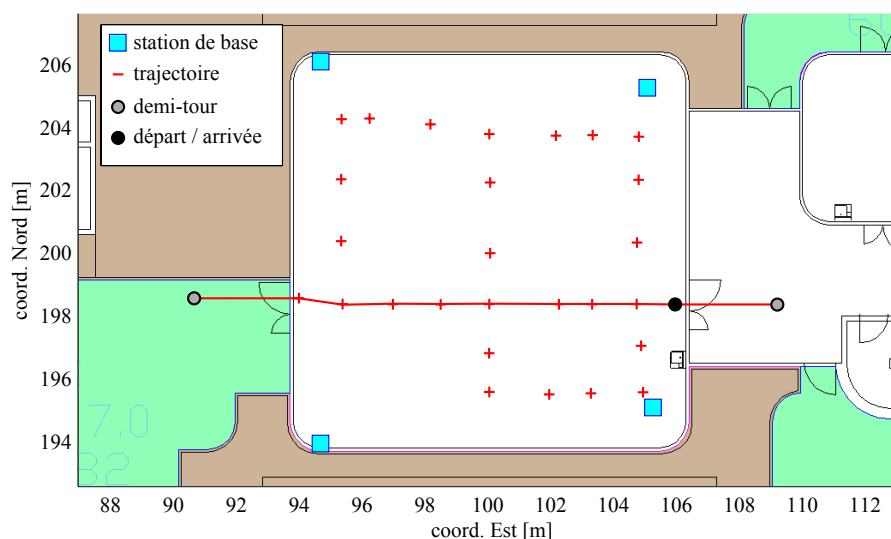


FIGURE 5.6 – Trajectoire parcourue lors du scénario n°1.

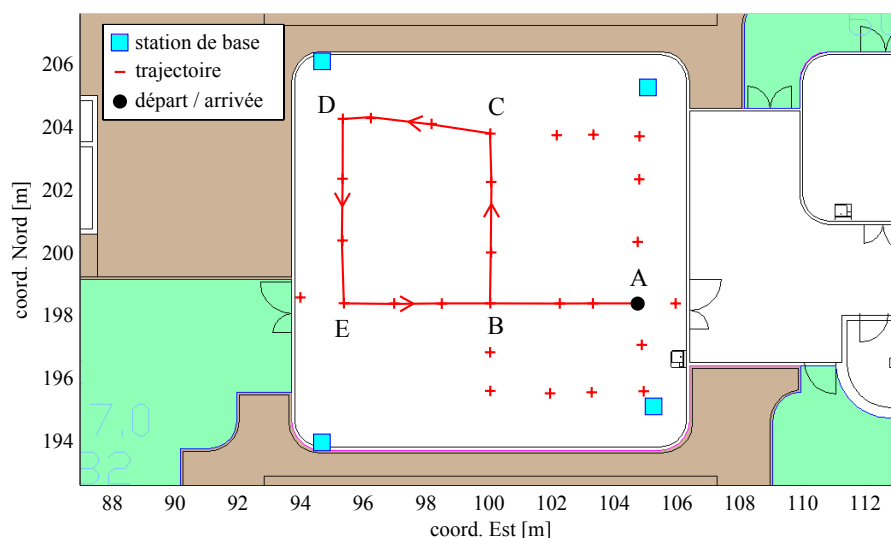


FIGURE 5.7 – Trajectoire parcourue lors du scénario n°2.

#### 5.1.2.4 Scénario n°3

Le dernier scénario est une évolution du second. Un parcours situé au Sud de la pièce et un arrêt où le piéton s'assoit sur une chaise complètent le scénario n°2. La figure 5.8 détaille ce parcours. Le départ se situe sur le point repéré par l'étiquette A. Le piéton marche successivement sur les points de passage B, C, D, E, B, F et G. Les points de départ et d'arrivée sont identiques. L'arrêt effectué au milieu du parcours, marqué par un carré noir sur la figure 5.8, teste la réaction du filtre face

aux changements de dynamique et aux variations d'altitude.

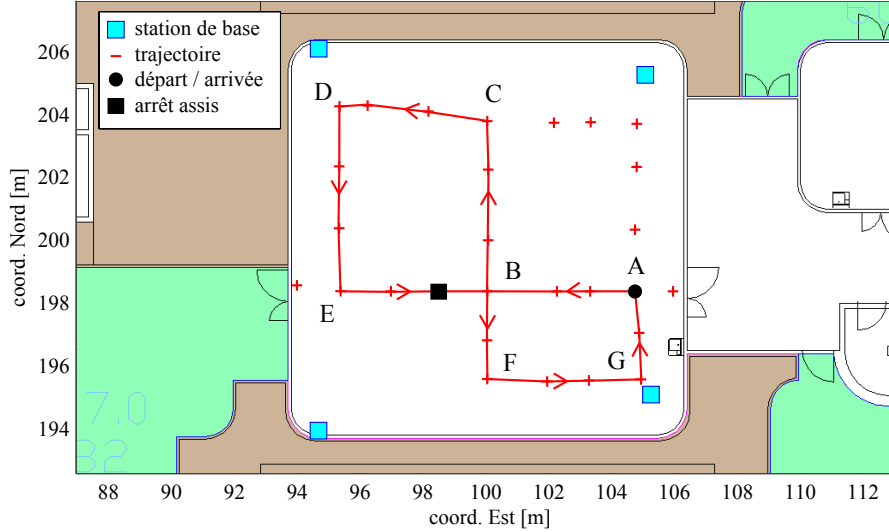


FIGURE 5.8 – Trajectoire parcourue lors du scénario n°3.

## 5.2 Procédure d'analyse des résultats

L'analyse des résultats se fait à plusieurs niveaux. Un premier niveau consiste à analyser graphiquement les trajets calculés. Un second niveau consiste à observer la qualité interne des sorties des algorithmes de localisation. Un autre niveau permet d'évaluer la précision et la fiabilité des positions estimées par rapport aux trajectoires de référence. L'analyse est conduite de manière individuelle sur chaque parcours, puis sur tous les parcours combinés.

### 5.2.1 Création des trajectoires de référence

L'évaluation des performances des différents algorithmes de localisation se fait en comparant les positions estimées aux positions réelles du piéton à chaque passage sur une marque. Il faut donc créer des trajectoires de référence. Par définition des scénarios, les trajectoires de référence sont connues. L'inconnue est le temps, selon l'heure UNIX, auquel le piéton se trouve sur un point de passage donné lors d'un essai. Les données expérimentales doivent donc être associées à l'heure UNIX à laquelle le piéton se trouve sur chacune des marques qui constituent une trajectoire.

Les temps de passage ont été enregistrés au moyen d'un programme développé à cet effet. La précision de l'enregistrement des temps de passage est liée à l'appréciation du marcheur. En effet, il doit estimer le moment où il passe sur une marque, sachant que sa marche doit être continue et naturelle. Autrement dit, il est important que le piéton n'ait pas le réflexe de ralentir à l'approche de chaque marque.

La précision de l'enregistrement des temps de passage avec cette méthode est estimée à 0.2 s. Faisant l'hypothèse que l'utilisateur marche à une vitesse moyenne de 1.5 m/s, l'imprécision de mesure de ces temps peut engendrer un biais de l'ordre de 30 cm sur la comparaison. C'est la plus importante source d'erreur de notre procédure d'analyse des résultats.

Tenant compte des effets de biais éventuels sur la synchronisation des mesures MEMS et ULB, l'ordre de grandeur total de l'imprécision sur la comparaison avec le réseau de marquage peut être estimé à 30-40 cm.

### 5.2.2 Nature des trajectoires expérimentales calculées

Plusieurs algorithmes traitent les mesures MEMS et ULB afin de calculer les trajectoires du piéton pour chaque essai. Ces algorithmes, décrits en détail aux chapitres précédents, se résument comme suit.

**L'algorithme MEMS.** Il traite les mesures d'accélération pour identifier les pas. Les mesures de vitesse angulaire et de champ magnétique sont combinées pour calculer le cap de marche (cf chapitre 2). Les observations de fréquence de pas et d'azimut sont introduites dans le filtre en couplage serré, décrit au paragraphe 4.1.4. Ce processus ne traite aucune observation ULB. Le résultat obtenu est donc une trajectoire purement MEMS.

**L'algorithme d'hybridation CL.** Ce traitement correspond au filtrage des mesures ULB et MEMS selon une stratégie de couplage lâche (CL). Les positions calculées par le système Ubisense alimentent le filtre. Les données MEMS demeurent la fréquence de pas et le cap de marche, obtenus après un pré-traitement des mesures MEMS. Le paragraphe 4.1.3 détaille cet algorithme.

**L'algorithme d'hybridation CS.** Ce dernier algorithme combine un filtre de Kalman étendu selon une stratégie de couplage serré avec un traitement robuste suivant le paradigme RANSAC, pour calculer la trajectoire du piéton. Les observations d'AOA et de TDOA entrent directement dans le filtre. Aussi bien au niveau de l'estimation de l'EKF que dans les algorithmes géométriques utiles au traitement robuste. Les données MEMS restent la fréquence de pas et le cap de marche. La figure 4.9 décrit le traitement complet contenu dans cet algorithme.

Afin de considérer des trajets aussi indépendants que possible, l'initialisation des algorithmes se fait au début de chaque parcours. Autrement dit, il y a trois scénarios parcourus chacun trois fois, ce qui fait un total de neuf essais indépendants.

### 5.2.3 Paramètres utiles à l'analyse des performances

L'analyse des performances des solutions proposées et plus particulièrement des améliorations obtenues grâce à l'algorithme hybride CS se fait au travers de plusieurs éléments. Le premier élément est la précision planimétrique. Elle s'obtient

en calculant la distance euclidienne entre un point de la trajectoire hybride et un point de passage pour le même temps de référence. Le même calcul est fait pour la composante verticale. On obtient ainsi la précision altimétrique.

Notons de suite que la hauteur de l'émetteur mobile est la même pendant tous les essais, sauf lors du scénario n°3, pendant la période où l'individu est assis. Ces précisions sont ensuite rassemblées sur les trois essais dans le but de déduire une tendance statistique sur la précision de localisation de notre système.

Enfin comme nous l'avons démontré aux chapitres précédents, l'environnement intramuros a une forte influence sur la propagation des signaux ULB et donc sur la disponibilité de données fiables pour la navigation pédestre. Un soin particulier est donc porté sur cette disponibilité afin d'appuyer notre théorie par l'expérience.

## 5.3 Performances de localisation

### 5.3.1 Traitement du scénario n°1

#### 5.3.1.1 Premier parcours

La figure 5.9 retrace les trajectoires calculées pour le premier passage du scénario n°1. L'analyse visuelle du graphique montre qu'aucune route calculée ne reste proche de la trajectoire de référence tout au long du déplacement. Dans ce contexte, la stratégie de couplage serré fournit les meilleurs résultats alors que les performances les moins bonnes sont celles de la trajectoire MEMS. Dans ce dernier cas, la position d'arrivée qui devrait être confondue avec celle de départ, ne l'est pas. Enfin la qualité de la trajectoire hybride CL est peu satisfaisante.

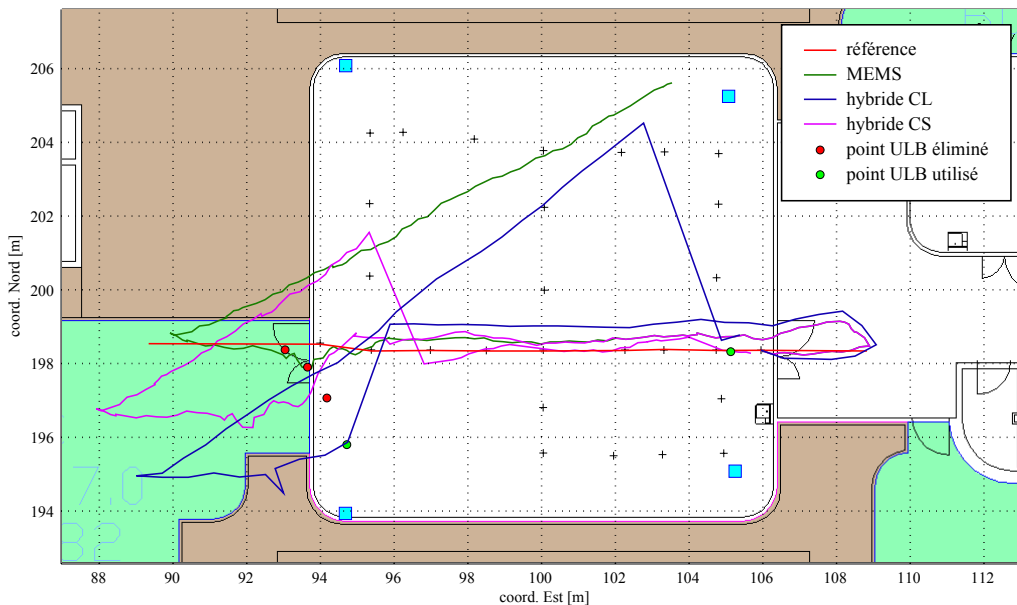


FIGURE 5.9 – scénario n°1 / parcours n°1.



FIGURE 5.10 – *Porte située à l'Ouest de la pièce qui induit une perturbation du champ magnétique.*

La particularité de ce scénario réside dans le fait que la trajectoire du piéton sort de la zone de couverture du système ULB. En conséquence, des portions importantes de ce trajet ne fournissent aucune mesure ULB. Ce phénomène est accentué par le temps d'initialisation, nécessaire au système ULB, pour calculer une position lorsque le piéton entre à nouveau dans la zone de couverture.

Les capteurs MEMS fournissent une excellente solution jusqu'à l'approche du franchissement de la porte située à l'Ouest de la pièce. A cet endroit, on constate une perturbation du cap de marche du piéton. Cette perturbation peut être attribuée à une modification du champ magnétique due au passage de la porte, illustrée sur la photo de la figure 5.10. Cette interprétation se confirme sur les deux autres parcours du même scénario.

La trajectoire MEMS montre que le biais présent dans les mesures de cap évolue rapidement lorsque le piéton effectue les demi-tours. Le calcul de l'orientation du piéton souffre d'un phénomène de lissage qui réduit sa capacité à suivre les variations angulaires brusques quand le piéton fait des virages serrés. Calculer le cap de marche à une très haute fréquence ne serait pas une solution puisque des mouvements parasites, comme le phénomène de balancier du haut du corps pendant un cycle de marche, viendraient bruyier le résultat. Malheureusement, l'erreur induite par la forte augmentation du biais présent dans le cap MEMS augmente encore lorsqu'elle est couplée à la détection d'un pas. A tort, le filtre interprète un virage sur place comme une rotation au rayon de courbure strictement positif. Une correction radio de la position du piéton pendant le virage peut contenir cet effet.

Dans le cas du couplage lâche, la première position ULB est disponible après 22 secondes de marche. Pour un trajet d'une durée totale de 46 secondes, cela correspond environ à la moitié du parcours. L'absence d'observations ULB pendant ce long laps de temps entraîne l'augmentation des écart-types sur le vecteur d'état. Même si elle correspond à une mesure aberrante, la première position ULB disponible est donc utilisée pour corriger le vecteur d'état. Ce calcul conforte à tort la fiabilité de la déviation introduite par la réduction des écarts-types du vecteur d'état. La trajectoire hybride s'écarte encore plus de la trajectoire réelle. En conséquence, les

positions ULB correctes disponibles par la suite sont écartées de la phase de correction du filtre. Le biais introduit demeure jusqu'à ce que le piéton se rapproche de sa position d'arrivée où une seconde mise à jour est effectuée. Cette dernière correction, visible sur la figure 5.9, modifie fortement la position du piéton. Au total, seulement deux mises à jour ULB sont effectuées pendant ce parcours.

La faible disponibilité de mesures ULB s'explique aussi par l'impact du corps humain sur la propagation. Porter l'émetteur ULB sur le thorax réduit le champ de récepteurs accessibles en visée directe. Il est intéressant de noter que placer l'émetteur sur la tête, par exemple sur un casque, améliore la disponibilité de mesures ULB non réfléchies. Les résultats d'une étude [80], conduite par IBM avec l'équipement Ubisense et l'émetteur monté sur la tête, attestent d'une nette amélioration des performances de localisation par ondes radio.

Dans le cas de la trajectoire hybride CS, on constate de nouveau une dérive de la trajectoire qui s'explique par l'absence de mesures ULB en quantité suffisante. Cependant quelques corrections permettent d'enrayer cette dérive et remettent la trajectoire sur le bon chemin après le franchissement retour de la porte située à l'Ouest. Comme attendu dans la stratégie de couplage serré, la première mise à jour intervient plus vite que dans le cas du couplage lâche. Après 17 secondes de marche, le filtre corrige le vecteur d'état à partir d'une AOA. Alors qu'en couplage lâche, plusieurs mesures ULB sont indispensables pour calculer une position considérée comme observation, en couplage serré, la présence d'une unique mesure ULB fiable peut déjà être utilisée pour corriger le vecteur d'état. Au total le nombre de corrections s'élève à 33 (cf figure 5.11) alors qu'il était de 2 en couplage lâche. Ce nombre beaucoup plus important justifie les meilleures performances obtenues avec l'algorithme d'hybridation CS.

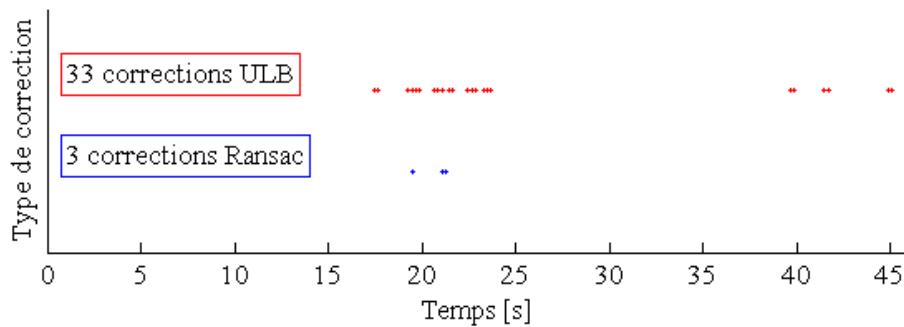


FIGURE 5.11 – scénario n°1 / parcours n°1 : observations ULB et RANSAC prises en compte pour corriger le vecteur d'état de l'hybridation CS.

### 5.3.1.2 Deuxième parcours

Le deuxième passage confirme les résultats obtenus au premier passage. Sur la figure 5.12, on observe que l'algorithme d'hybridation CS fournit la meilleure précision de suivi des déplacements du piéton parmi les trois routes calculées.

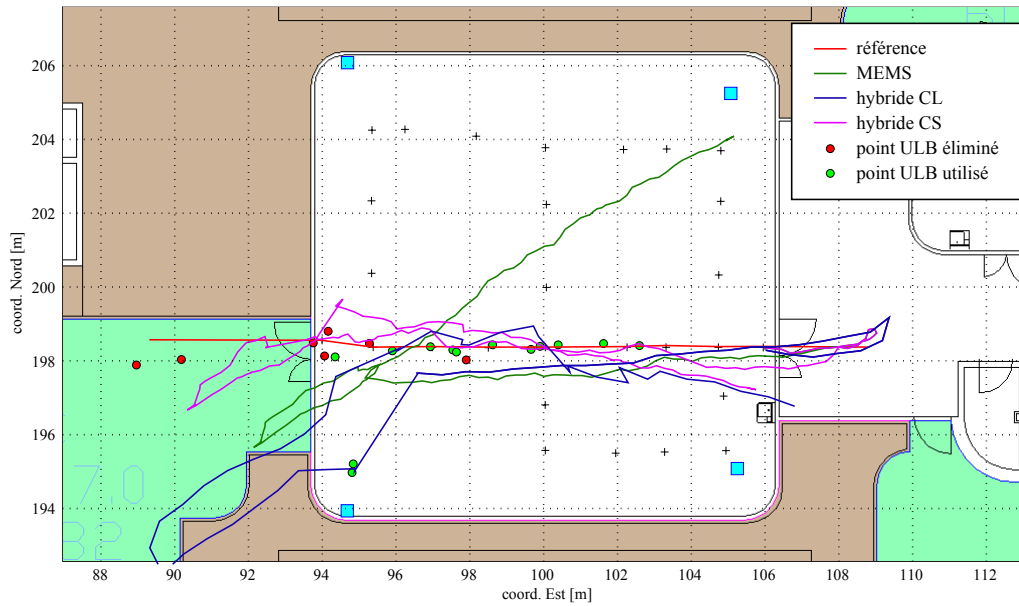


FIGURE 5.12 – scénario n°1 / parcours n°2.

La trajectoire MEMS, où la longueur de pas semble sous-estimée, présente la même perturbation du cap de marche à l'approche de la porte Ouest. Ce biais conservé jusqu'à la fin du parcours est bien visible sur la figure 5.12, où le point d'arrivée se situe proche de la station de base, localisée au Nord Est de la salle de classe.

La trajectoire hybride CL diverge de la même manière que précédemment en acceptant la première position ULB disponible, mais aberrante. A nouveau l'accroissement des éléments de la matrice de variance covariance en l'absence de mesures ULB pendant une longue période est responsable de l'introduction d'une observation erronée. En revanche, contrairement au premier parcours, la présence d'un plus grand nombre d'observations ULB le long du trajet retour, soit d'Ouest en Est, ramène plus rapidement la trajectoire vers sa valeur vraie. Lors du trajet retour, la première position ULB est acceptée lorsque la trajectoire biaisée croise à nouveau la trajectoire vraie. A cet instant, le test sur l'innovation ne détecte plus d'erreur aberrante. Cette correction replace la trajectoire hybride sur le bon chemin, mais n'est pas capable de corriger le biais sur le cap. L'écart-type associé au biais du cap diminue malgré le fait que sa valeur reste biaisée. Plusieurs mises à jour supplémentaires sont nécessaires avant de retrouver une valeur correcte. Cette erreur sur le biais du cap donne à la trajectoire une forme en « dents de scies » sur la fin du trajet.

Enfin, la trajectoire hybride CS offre une plus grande précision que lors du premier passage. La principale explication se trouve dans le plus grand nombre d'observations ULB prises en compte pour corriger le vecteur d'état. Sur la figure 5.13, on dénombre 2.5 fois plus de mises à jour que lors du premier parcours.

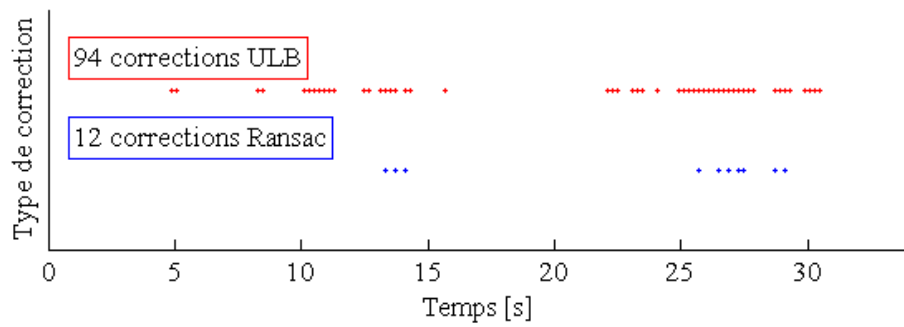


FIGURE 5.13 – scénario n°1 / parcours n°2 : observations ULB et RANSAC prises en compte pour corriger le vecteur d'état de l'hybridation CS.

### 5.3.1.3 Troisième parcours

Quelque soit le type de trajectoire calculée, le troisième parcours fournit les meilleurs résultats pour le premier scénario. Sur la figure 5.14, on constate que l'amplitude de la perturbation du cap de marche, calculée à partir des capteurs MEMS, au franchissement de la porte Ouest est plus faible que précédemment. Combinée à une bonne disponibilité d'observations ULB non aberrantes (cf figure 5.15), cette stabilité du cap améliore la précision globale des trajectoires traitées.

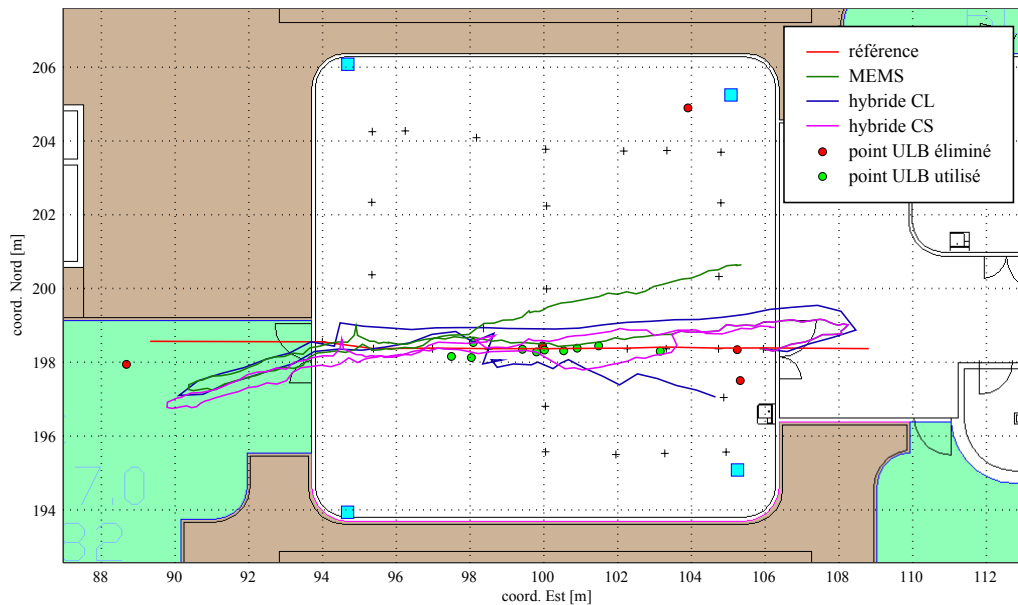


FIGURE 5.14 – scénario n°1 / parcours n°3

### 5.3.1.4 Conclusion

Avec un taux de confiance de 95%, le tableau 5.1 présentent les précisions moyennes planimétrique et altimétrique ainsi que les écarts-types associés sur le scénario n°1. Ces valeurs numériques confirment les observations graphiques faites à partir des figures 5.9, 5.12 et 5.14.



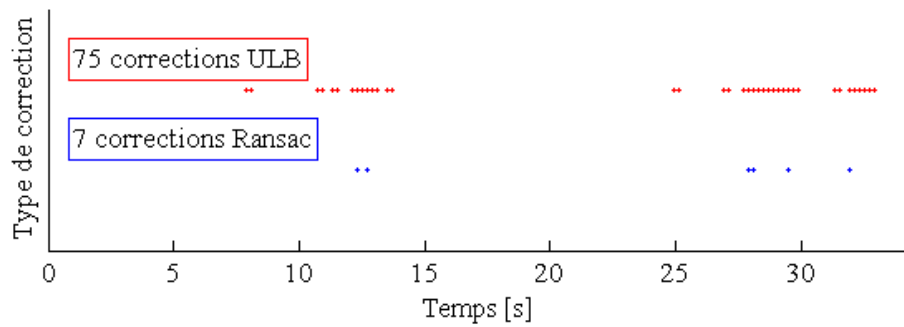


FIGURE 5.15 – scénario n°1 / parcours n°3 : observations ULB et RANSAC prises en compte pour corriger le vecteur d'état de l'hybridation CS.

**Précision planimétrique.** Dans le cas de la trajectoire MEMS, l'écart-type sur la précision planimétrique est supérieur à sa moyenne. La dispersion des mesures autour de la moyenne, qui vaut 1.72 mètres, est donc très élevée. Cette tendance s'inverse dans le cas des trajectoires hybrides, soulignant l'intérêt de coupler les données ULB et MEMS pour la navigation pédestre. Seule la précision moyenne obtenue pour la trajectoire hybride CS se situe en dessous du mètre.

**Précision altimétrique** Avec une architecture MEMS centralisée sans baromètre, les observations enregistrées dans nos essais ne fournissent aucune information sur l'altimétrie. Il n'est donc pas possible de juger de la précision altimétrique à partir de la trajectoire MEMS. Dans le cas des trajectoires hybrides, les valeurs obtenues sont très grandes. La trajectoire hybride CL n'effectue que peu de mises à jour et par conséquent modifie très peu la composante initiale verticale. Les variations de l'altitude sont donc faibles, mais au prix de moyennes sur de longues périodes qui lissent la coordonnée selon l'axe vertical. Les résultats obtenus pour la trajectoire hybride CL sont donc peu significatifs. La précision altimétrique de la trajectoire hybride CS, de 1.13 mètres, n'est pas satisfaisante. Ce résultat s'explique par l'intégration d'un plus grand nombre de mesures ULB, dont la précision altimétrique est moins bonne que la précision planimétrique (cf paragraphes 4.1.3.3 et 4.1.4.3). En conséquence, il n'est pas possible d'observer correctement les variations altimétriques sur ce scénario. La connaissance de l'étage sur lequel évolue le piéton peut assez facilement parer à ce problème en imposant une contrainte sur l'altitude.

	MEMS [m]		hybride CL [m]		hybride CS [m]	
planimétrique	$\bar{x}$ 1.72	$\sigma$ 1.92	$\bar{x}$ 1.25	$\sigma$ 1.18	$\bar{x}$ 0.72	$\sigma$ 0.62
altimétrique	$\bar{x}$ -	$\sigma$ -	$\bar{x}$ 0.20	$\sigma$ 0.27	$\bar{x}$ 1.13	$\sigma$ 2.25

TABLEAU 5.1 – Erreurs statistiques en mètres sur le scénario n°1.  $\bar{x}$  désigne la moyenne et  $\sigma$  l'écart-type.

### 5.3.2 Traitement du scénario n°2

#### 5.3.2.1 Premier parcours

Le traitement des données collectées lors du premier passage du scénario n°2 aboutit aux trajectoires présentées sur la figure 5.16. Globalement les résultats de la trajectoire hybride CS sont bien meilleurs que ceux des trajectoires MEMS et hybride CL. La trajectoire MEMS subit une dérive lente, typique des erreurs internes des capteurs MEMS, explicitées à la section 2.2.

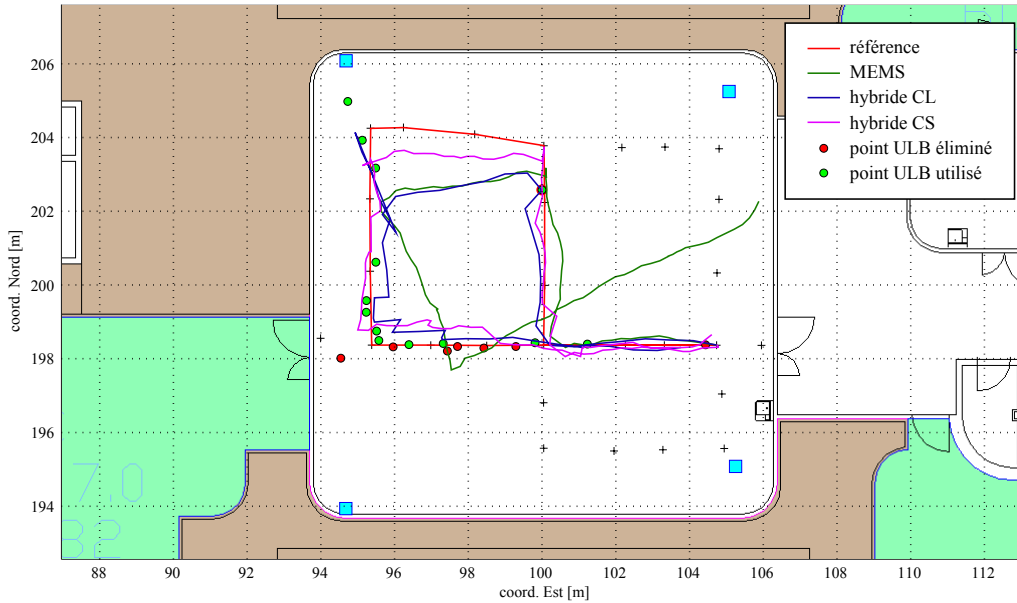


FIGURE 5.16 – scénario n°2 / parcours n°1.

L'utilisation des positions ULB dans le calcul de la trajectoire hybride CL permet de corriger la dérive du cap. Cependant l'absence de positions pendant de longs laps de temps tend de nouveau à éloigner la position du piéton de la trajectoire de référence. Sur la deuxième moitié du parcours, où la fréquence des positions ULB fiables est beaucoup plus grande, on constate que la trajectoire est bien plus précise. A nouveau, les difficultés de propagation intra-muros des signaux radio affectent fortement les performances globales de localisation. Il est intéressant de noter que des positions ULB a priori correctes sont rejetées par l'algorithme de couplage, reflet d'une déficience du tri des positions ULB. Un point faible de l'algorithme hybride CL est le décalage temporel entre l'étape de prédiction qui se fait lorsqu'un pas est détecté et une correction ULB qui peut avoir lieu pour une position enregistrée entre deux pas. Ce décalage est visible sur la figure 5.16 qui comporte de multiples sauts. Cependant un autre phénomène domine cet effet. Des mises à jour erronées entraînent des déviations de la trajectoire hybride CL.

Ces problèmes de synchronisation ne sont pas présents dans l'algorithme d'hybridation CS. Sur ce passage, la disponibilité de mesures d'angles et de temps non aberrantes est globalement plus importante que pour les essais du scénario n°1. En

conséquence, la trajectoire hybride CS reste proche de la trajectoire de référence tout au long du parcours. La figure 5.17 illustre la nature et le nombre de corrections effectuées.

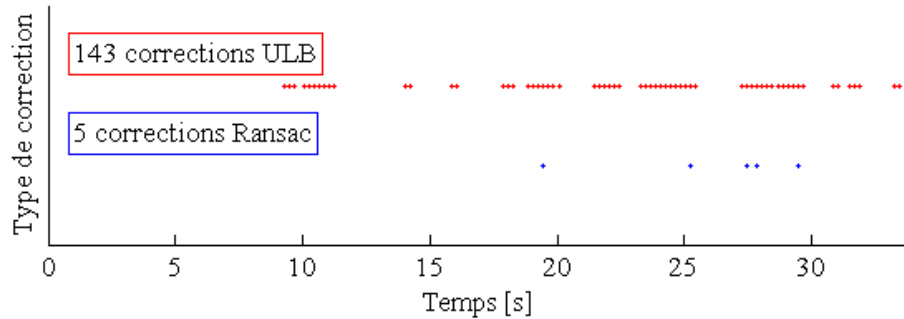


FIGURE 5.17 – scénario n°2 / parcours n°1 : observations ULB et RANSAC prises en compte pour corriger le vecteur d'état lors de l'hybridation CS.

Le traitement des données expérimentales confirme aussi l'accroissement du nombre et de la nature des observations ULB qui peuvent être exploitées grâce à l'approche robuste. Sur la figure 5.18, on observe très nettement que des motifs, constitués de points obtenus à une demi-seconde d'intervalle, sont utilisés alors que leurs positions absolues sont biaisées. L'algorithme RANSAC permet d'exploiter des données ULB fiables sur un court laps de temps, mais issues de signaux réfléchis.

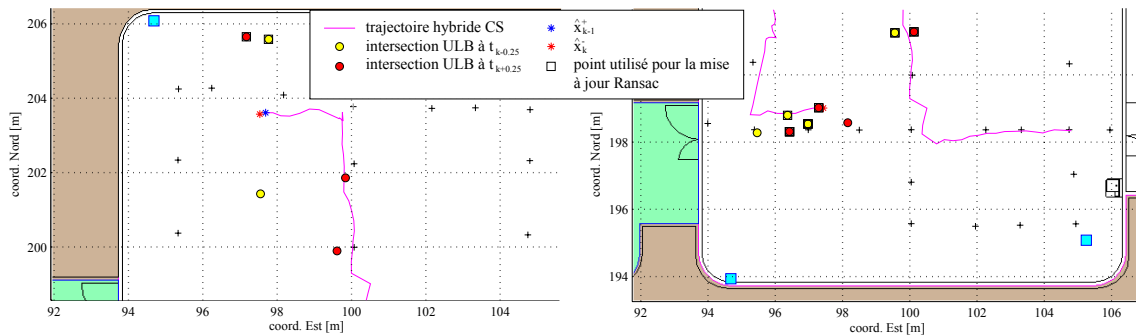


FIGURE 5.18 – scénario n°2 / parcours n°1 : deux exemples de mises à jour robustes RANSAC effectuées à partir des intersections ULB, calculées au moyen des algorithmes géométriques développés.

### 5.3.2.2 Deuxième parcours

La figure 5.19 illustre les différentes trajectoires calculées à partir des données expérimentales collectées lors du second passage du scénario n°2. L'analyse de ce passage est similaire à celle du premier passage. La trajectoire MEMS dévie lentement de la trajectoire de référence.

On retrouve la représentation en « dents de scie » de la trajectoire hybride CL sur la fin du parcours. Un problème de synchronisation entre prédiction et correction, ainsi qu'une difficulté à corriger le biais sur le cap de marche à partir des coordonnées des positions ULB sont à l'origine de cet aspect. Enfin la trajectoire hybride CS reste collée à la trajectoire de référence tout au long du trajet. Bien que le nombre de mises à jour, représenté sur la figure 5.20, soit moins important que pour le parcours précédent, ce passage fournit le meilleur résultat en couplage serré parmi tous les essais.

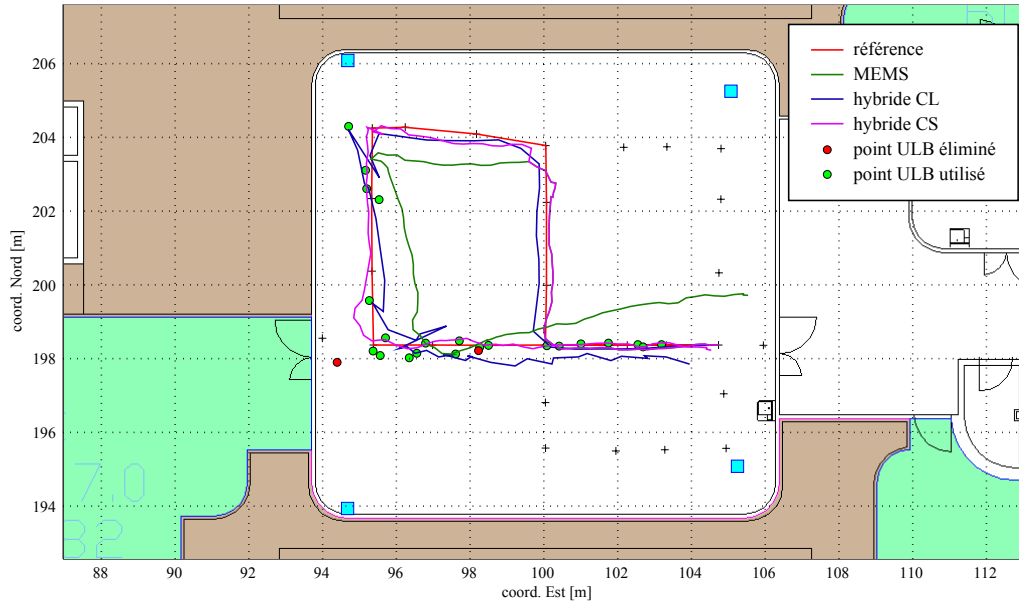


FIGURE 5.19 – scénario n°2 / parcours n°2.

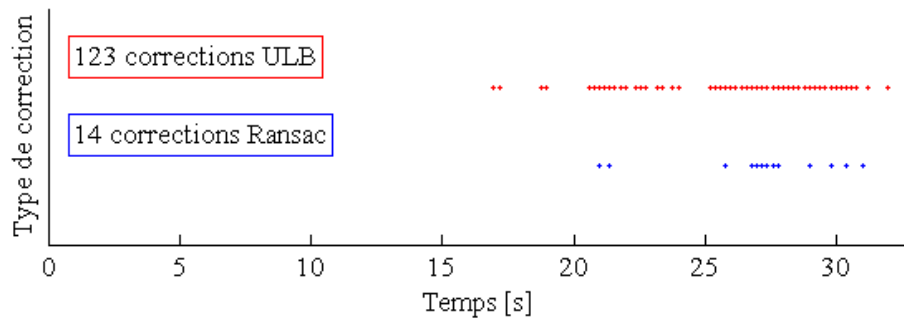


FIGURE 5.20 – scénario 2 / parcours 2 : observations ULB et RANSAC prises en compte pour la phase de correction de l'hybridation CS.

### 5.3.2.3 Troisième parcours

Les trajectoires calculées à partir du troisième passage du second scénario sont illustrées sur la figure 5.21. Alors que la trajectoire hybride CS fournit toujours de bons résultats, la trajectoire hybride CL s'écarte de la trajectoire de référence à de

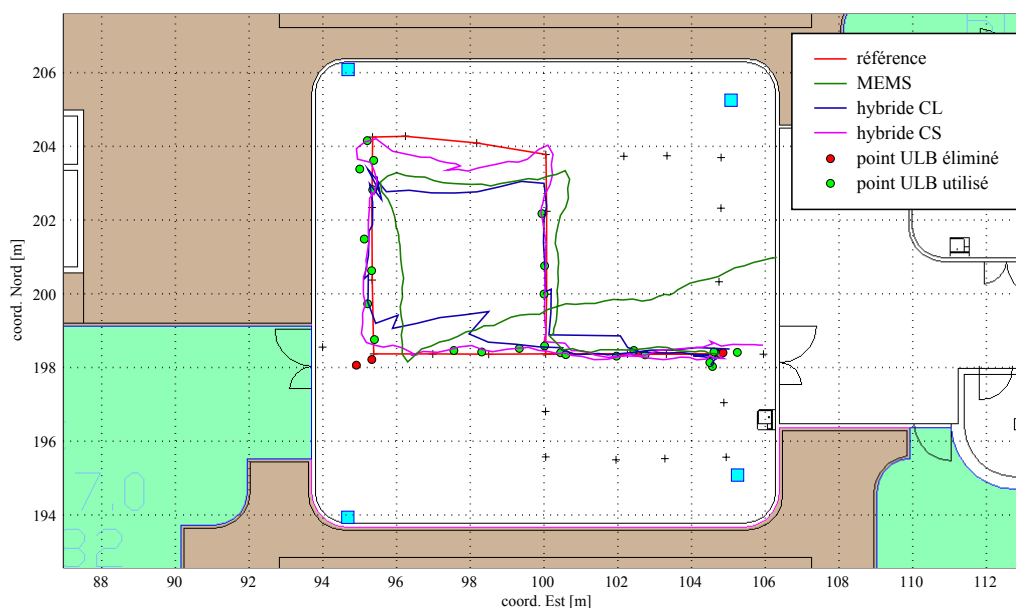


FIGURE 5.21 – scénario n°2 / parcours n°3.

multiples reprises. L'absence de positions ULB sur la partie Nord de ce parcours dicte ce résultat. La trajectoire hybride CL entame ses second et quatrième virages beaucoup trop tôt. Ceci provoque notamment le rejet, à tort, de certaines positions ULB. Comme illustré sur la figure 5.22, le nombre de mises à jour effectuées en couplage serré est plus élevé pour ce troisième passage.

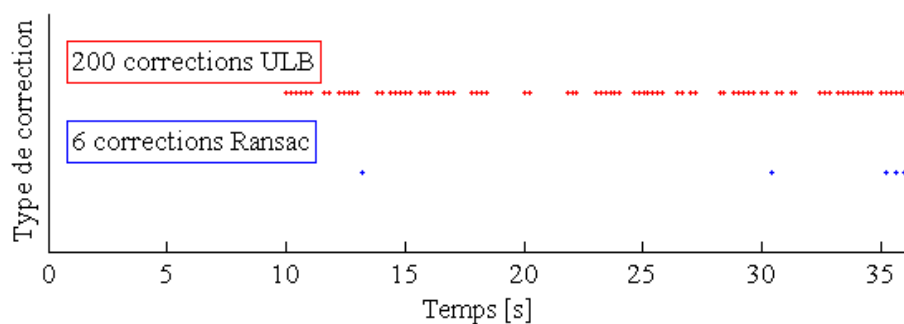


FIGURE 5.22 – scénario n°2 / parcours n°3 : observations ULB et RANSAC prises en compte pour la phase de correction de l'hybridation CS.

#### 5.3.2.4 Conclusion

**Précision** Globalement les précisions planimétrique et altimétrique pour les trois types de trajectoire sont meilleures pour ce scénario que pour le scénario n°1. Elles sont regroupées dans le tableau 5.2. L'amélioration constatée est attendue puisque la route décrite par le scénario n°2 ne sort pas de la zone de couverture du système ULB et qu'elle ne comporte aucun virage serré à 180°.

Bien que l'écart-type planimétrique de la trajectoire MEMS soit inférieur à sa précision moyenne, la dispersion des erreurs autour de la moyenne reste très grande. Avec une précision planimétrique moyenne de 35 centimètres et un écart-type associé de 24 centimètres, l'algorithme en couplage serré fournit d'excellents résultats sur ce scénario. Notons que les précisions moyennes obtenues pour les deux stratégies de couplage restent en dessous du mètre.

Les valeurs élevées d'imprécision sur l'altimétrie confirment la conclusion sur le premier scénario. La qualité moindre des observations ULB selon la composante verticale par rapport à celles dans le plan horizontal détériore la précision altimétrique.

	MEMS [m]				hybride CL [m]				hybride CS [m]			
planimétrique	$\bar{x}$	1.26	$\sigma$	0.95	$\bar{x}$	0.72	$\sigma$	0.49	$\bar{x}$	0.35	$\sigma$	0.24
altimétrique	$\bar{x}$	-	$\sigma$	-	$\bar{x}$	0.10	$\sigma$	0.09	$\bar{x}$	0.44	$\sigma$	0.61

TABLEAU 5.2 – Erreurs statistiques en mètres sur le scénario n°2.  $\bar{x}$  désigne la moyenne et  $\sigma$  l'écart-type.

**Calcul du biais présent dans le cap de marche MEMS** Un autre résultat intéressant s'observe sur le calcul du biais présent dans le cap de marche MEMS. Nous savons que les mesures des transducteurs MEMS dérivent au cours du temps, ce qui affecte la précision de calcul des données caractéristiques du cycle de marche. L'un des buts du couplage est de contenir ces dérives. La figure 5.23 représente l'évolution dans le temps du biais MEMS pour les trois essais du scénario n°2. Plusieurs éléments sont remarquables. Chaque scénario présente une augmentation lente du biais, ce qui confirme la dérive attendue. Les valeurs du biais sont très différentes d'un parcours à l'autre. De plus, l'amplitude de ces variations au cours d'un même parcours est très importante. Le premier parcours contient la variation maximale qui s'élève à environ 40°. Au delà du fait de souligner l'intérêt de coupler la solution inertielle avec une autre technologie, ces éléments reflètent la complexité induite par l'environnement intra-muros sur les technologies de localisation, mais aussi l'influence du comportement aléatoire du piéton dans ses déplacements. Cumulé sur les trois parcours, le biais total présent dans le cap MEMS s'élève à presque 60°.

### 5.3.3 Traitement du scénario n°3

#### 5.3.3.1 Premier parcours

La figure 5.24 présente les trajectoires calculées pour le premier passage du scénario n°3. Ce scénario contient une pause pendant laquelle le piéton s'assoit. En position assise, le piéton regarde vers le Sud de la pièce. Cet emplacement est marqué d'un carré gris sur la figure 5.24.

A nouveau, la stratégie de couplage serré garantit la meilleure précision sur ce scénario. Contre un total de 13 corrections effectuées dans le couplage lâche, le couplage serré effectue 479 corrections (cf figure 5.25) sur ce parcours. Bien que le nombre de

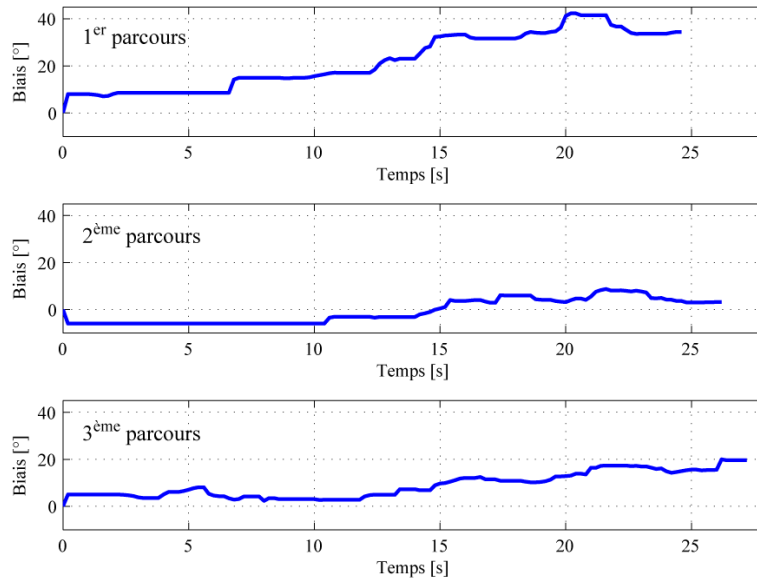


FIGURE 5.23 – Evolution dans le temps de l'estimation du biais présent dans le cap MEMS à partir du couplage CS pour les trois parcours du scénario n°2.

mis à jour RANSAC soit bien plus faible, il permet tout de même d'augmenter encore la précision de localisation du piéton.

Lorsque le piéton s'assoit puis se relève, on observe une perturbation du cap de marche calculé à partir des MEMS. Cette déviation est visible sur la figure 5.25, lorsque l'on regarde au centre de la pièce. Ce décalage, même si il est atténué par l'apport des signaux radio, se retrouve sur la trajectoire hybride CS. Une première explication vient du fait qu'au moment de s'asseoir, le haut du corps effectue un mouvement de balancier, décrit sur la figure 2.1. Ce mouvement perturbe aussi bien le calcul de l'azimut MEMS que l'enregistrement des observations ULB. Lors du passage à la position assise, le piéton qui marche vers l'Est, se tourne vers le Sud pour s'asseoir. Ce changement de cap ne correspond pas à un réel déplacement. Or la cadence de marche n'est pas ramenée à zéro de suite, puisque un à plusieurs pas sont effectués pour s'asseoir. Pendant ce laps de temps, le filtre traduit, à tort, un déplacement qui n'existe pas. L'autre explication est liée au fait que le haut du corps se tourne vers le bas pendant le mouvement de balancier. Ce dernier introduit des réflexions additionnelles sur le sol qui perturbent la propagation en ligne droite des signaux ULB. Les deux phénomènes combinés sont visibles sur la figure 5.24, où l'on distingue comme un piétinement autour de la position d'arrêt. Cette situation pourrait se détériorer si une table se trouvait devant la personne assise. En effet, le faible retard induit sur la propagation ULB pourrait devenir plus difficilement détectable et le matériau du meuble pourrait affecter la valeur du champ magnétique. Dans notre scénario n°3, aucun meuble ne se trouvait devant l'utilisateur. Cette particularité du scénario n°3, décrit bien la difficulté que représente la somme des mouvements parasites du réel déplacement des piétons dans le cadre de la navigation pédestre

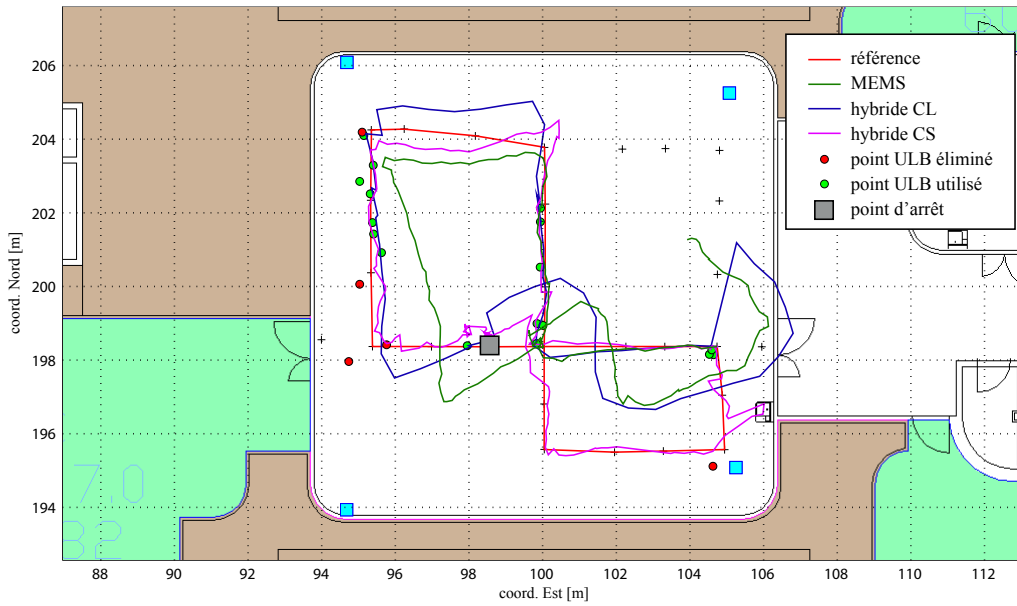


FIGURE 5.24 – scénario n°3 / parcours n°1.

intra-muros.

Globalement, l'analyse graphique des trajectoires sur la figure 5.24 montre que le filtrage en stratégie serrée gère mieux le changement brusque de dynamique du piéton occasionné par cet arrêt que le filtrage lâche. La raison se trouve notamment dans une meilleure modélisation stochastique de la cadence de marche.

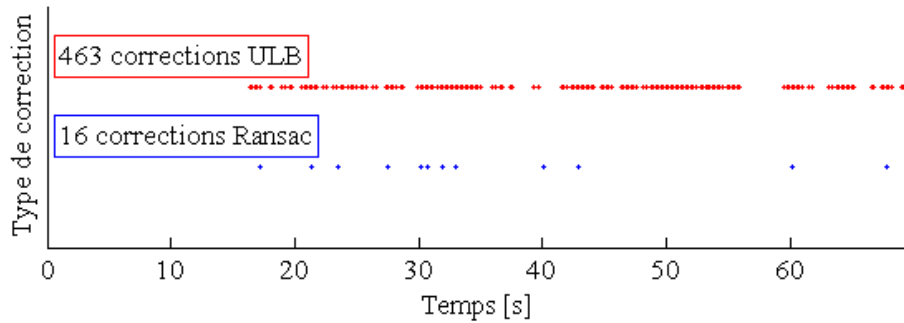


FIGURE 5.25 – scénario n°3 / parcours n°1 : corrections ULB et RANSAC effectuées par l'hybridation CS.

### 5.3.3.2 Deuxième parcours

Les trois types de trajectoires, calculées pour le scénario n°3 au cours du second passage, sont dessinées sur la figure 5.26. Bien que cet essai produise des résultats similaires au premier passage, on constate une dégradation de la précision de localisation ULB/MEMS du piéton sur la partie Sud du trajet. Cette partie fait suite à la pause et dispose d'un nombre bien moins grand de mesures ULB. En conséquence la route calculée dévie de la trajectoire vraie et le filtre a des difficultés à



exploiter les différentes observations pour retrouver le bon chemin. Ce phénomène se combine avec une sous-estimation de la cadence de marche, lorsque le piéton se relève après son arrêt. On observe que la rotation du piéton vers le Sud, après s'être relevé, s'effectue trop tôt. Des corrections à partir de différences de temps d'arrivée permettent ensuite de ramener la trajectoire sur sa route de référence.

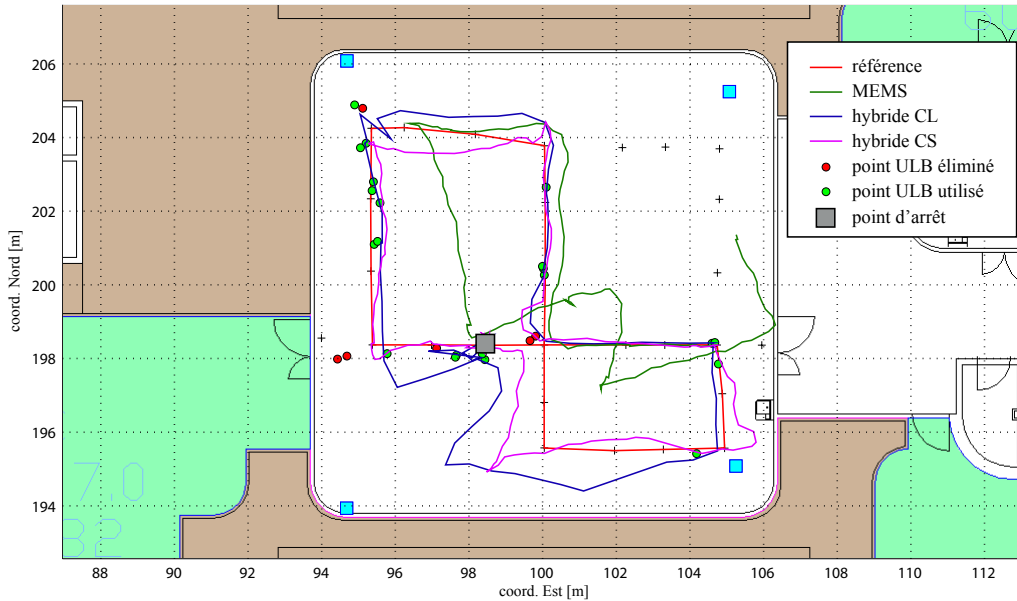


FIGURE 5.26 – scénario n°3 / parcours n°2.

Par rapport au premier parcours du scénario n°3, la trajectoire hybride CL suit mieux la trajectoire de référence et ce même dans la partie Sud de la pièce. La prise en compte de positions ULB au moment où le piéton est assis corrige le cap de marche dans la bonne direction. Ceci rétablit l'orientation absolue de la route située au Sud et a pour conséquence l'acceptation de nouvelles positions ULB comme observations qui confortent le bon calcul de la trajectoire sur la fin du trajet.

Les graphiques 5.26 et 5.27 permettent à nouveau d'apprécier le nombre bien supérieur de mises à jour ULB effectuées dans la stratégie de couplage serrée par rapport à celle en couplage lâche. On compte 344 corrections pour la trajectoire hybride CS au lieu de 18 pour la trajectoire hybride CL. Ce faible nombre traduit aussi un défaut du tri des observations ULB à partir de l'analyse de la séquence d'innovation. En effet des mesures non aberrantes sont écartées, entraînant le rejet en cascade de nouvelles observations ULB que l'on peut aussi qualifier de non aberrantes. Cette réaction en chaîne illustre les difficultés de sélection des mesures non aberrantes parmi le faible nombre de positions ULB à disposition, ainsi que la conséquence d'un mauvais tri sur la suite du calcul de la trajectoire hybride.

### 5.3.3.3 Troisième parcours

La figure 5.28 illustre les trajectoires calculées à partir des mesures collectées pendant le troisième passage du scénario n°3. Ce troisième et dernier passage ras-

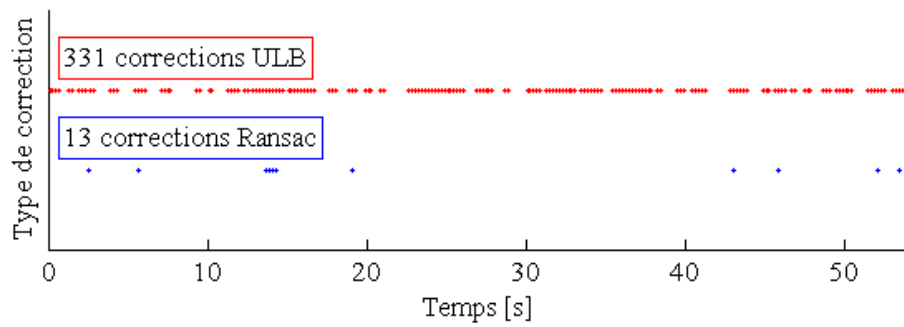


FIGURE 5.27 – scénario n°3 / parcours n°2 : corrections ULB et RANSAC effectuées par l'hybridation CS.

semble les commentaires effectués pour les deux parcours précédents. A nouveau, la trajectoire hybride CS offre la meilleure précision de localisation du piéton parmi toutes les routes calculées. La trajectoire MEMS dévie lentement de la trajectoire de référence au fur et à mesure que le piéton avance le long du parcours.

Contrairement aux passages précédents, les résultats les moins bons sont ceux fournis par la trajectoire hybride CL. Ce constat s'explique par l'acceptation d'une position ULB erronée qui corrige faussement le vecteur d'état. Cet évènement a lieu lorsque le piéton se déplace vers le Nord de la pièce après son premier virage. La conséquence est lourde. Des positions ULB, qualifiées de non aberrantes, sont rejetées et d'autres, qualifiées d'aberrantes par rapport à la trajectoire vraie, sont acceptées. La réaction en chaîne conduit à un dessin avec des sauts qui traduisent les « fausses » corrections du vecteur d'état. Sur la trajectoire hybride CL qui se situe après l'arrêt du piéton, en position assise, aucune mise à jour n'est effectuée. En conséquence, on retrouve la motif de la trajectoire MEMS.

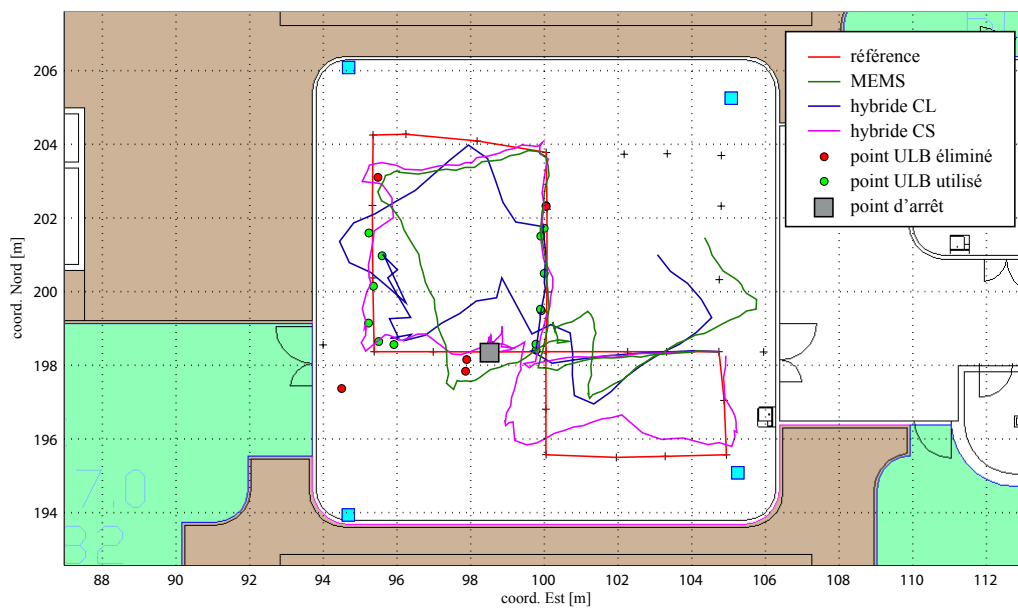


FIGURE 5.28 – scénario n°3 / passage n°3.

Les figures 5.28 et 5.29 soulignent encore l'importance du nombre de mises à jour effectuées grâce à la stratégie de couplage serré par rapport à la stratégie de couplage lâche. Même si toutes les positions ULB disponibles correspondaient à des mesures non aberrantes, leur total serait au maximum de 17 pour ce passage, soit un chiffre bien inférieur à 500 pour la trajectoire hybride CS.

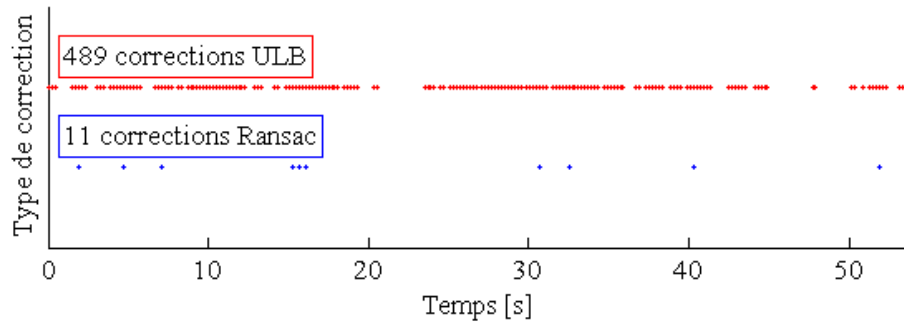


FIGURE 5.29 – scénario n°3 / parcours 3 : corrections ULB et RANSAC effectuées par le filtre d'hybridation CS.

#### 5.3.3.4 Conclusion

**Précision planimétrique** Le tableau 5.3 contient les précisions moyennes planimétrique et altimétrique ainsi que les écarts-types associés pour un taux de confiance de 95% sur le scénario n°3. L'ordre de grandeur reste le même que pour les deux autres scénarios, sauf pour le couplage lâche où la précision moyenne planimétrique est supérieur à 5 mètres. Ce résultat a deux explications :

- Cette stratégie de couplage ne délivre pas de bonnes performances dans la partie Sud de la pièce où parfois aucune position ULB n'est disponible.
- Le troisième passage contient une réaction en chaîne qui conduit la trajectoire hybride CL à fortement diverger de la trajectoire vraie.

	MEMS [m]				hybride CL [m]				hybride CS [m]			
planimétrique	$\bar{x}$	1.65	$\sigma$	0.95	$\bar{x}$	5.38	$\sigma$	2.80	$\bar{x}$	0.59	$\sigma$	0.43
altimétrique	$\bar{x}$	-	$\sigma$	-	$\bar{x}$	0.10	$\sigma$	0.07	$\bar{x}$	0.26	$\sigma$	0.21

TABLEAU 5.3 – Erreurs statistiques en mètres sur le scénario n°3.  $\bar{x}$  désigne la moyenne et  $\sigma$  l'écart-type.

**Précision altimétrique** Sur ce scénario, la précision altimétrique de la trajectoire hybride CS est bonne, mais les mesures sont fortement dispersées. L'écart-type (21 cm) est quasiment égal à la précision moyenne (26 cm). Sur la figure 5.30, qui montre l'évolution dans le temps de la coordonnée Z pour le scénario n°3, on constate que les erreurs peuvent atteindre le mètre et même devenir négatives. En couplage serré, la vitesse verticale modélisée par un processus de Markov du premier

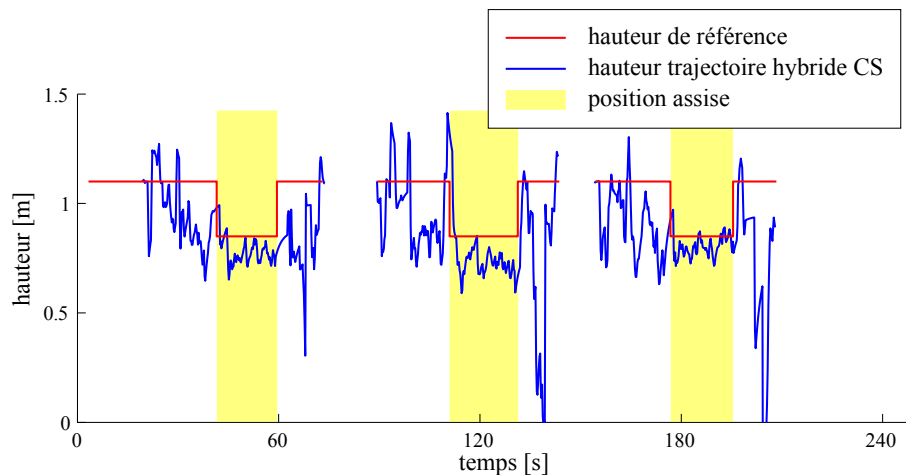


FIGURE 5.30 – Hauteurs des trajectoires hybrides CS lors du scénario n°3.

ordre, permet de limiter une croissance/décroissance à l'infini de cette valeur lorsqu'aucune mise à jour radio n'est possible. Cependant, en l'absence d'informations altimétriques fournies par les MEMS, l'estimation de la hauteur est hasardeuse. Les bonnes performances obtenues pour la planimétrie grâce aux mesures radio se font au détriment de l'altimétrie sachant que la disposition des stations de base induit un mauvais DOP. L'emploi d'un capteur MEMS sur la jambe pourrait améliorer ce calcul, car il fournirait des informations sur les variations d'altitude (voire le chapitre 2). Notons que les stations de base sont montées de manière fixe dans le bâtiment et qu'on leur associe une zone de couverture qui se situe généralement sur un unique étage. Comme chaque mesure radio est associée à une station de base, il est possible d'exploiter cette information pour contrer ce problème.

### 5.3.4 Analyse globale

#### 5.3.4.1 Analyse statistique de la précision

La figure 5.31 reprend les données des tableaux 5.1, 5.2 et 5.3. Elle confirme que l'algorithme d'hybridation ULB/MEMS en couplage serré aboutit aux meilleures performances de localisation planimétrique avec une précision moyenne qui reste en dessous de 75 centimètres sur les neuf essais. Etant donné l'ordre de grandeur de l'imprécision (30-40 cm) sur la comparaison avec les marques au sol, l'erreur moyenne obtenue dans le plan répond à l'objectif fixé, soit suivre le piéton avec une imprécision maximum d'un mètre.

L'algorithme en couplage lâche aboutit à de meilleurs résultats que l'algorithme MEMS sauf dans le cas du scénario n°3, où comme nous l'avons vu, l'intégration de mesures radio aberrantes dans le filtre conduit à une réaction en chaîne et à l'introduction d'un biais qui croît jusqu'à la prise en compte de nouvelles mesures radio correctes.

Procédons maintenant à une analyse de tous les scénarios réunis afin de définir

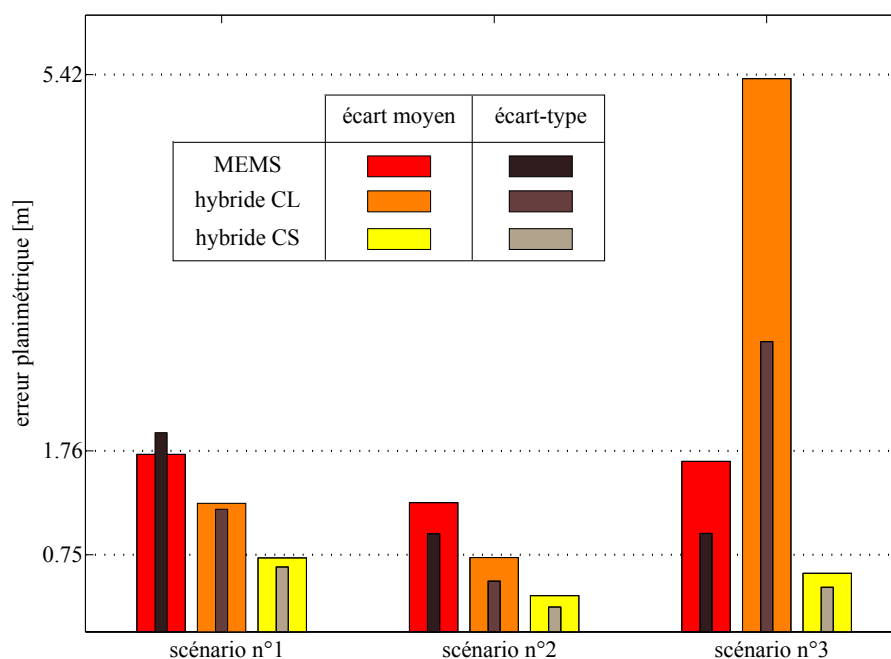


FIGURE 5.31 – Précision planimétrique moyenne et écart-types associés pour les trois types de trajectoires pour chaque scénario.

une tendance statistique globale pour notre expérience. Les fonctions quantiles empiriques et théoriques pour les trois types de trajectoires calculées sont superposées sur la figure 5.32. Les écarts planimétriques sont considérés comme des réalisations de variables indépendantes et d'une même loi. Cette loi généralise la loi de  $\chi^2$  et permet de modéliser la racine carrée de la somme quadratique de deux variables aléatoires de type Gaussien. L'observation graphique des fonctions quantiles permet d'évaluer l'ajustement entre les jeux de données de précision, obtenus pendant les neuf essais, et leur approximation théorique par une loi Gamma.

On observe que l'ajustement par la loi théorique semble adéquat car l'éloignement entre la distribution empirique et celle de la loi est proche sur toutes les trajectoires sauf celle qui correspond au couplage lâche. Etant donné l'analyse qui a été faite scénario par scénario, passage par passage, on peut attribuer cet important éloignement au scénario n°3. La figure 5.33 permet de vérifier cette hypothèse. Les fonctions quantiles empiriques et théoriques ajustées sont dessinées pour le couplage lâche sur les scénarios n°1 et n°2, ainsi que pour les trois scénarios réunis. On constate bien que le couplage lâche suit une même loi de type Gamma uniquement pour les deux premiers scénarios.

Le test du  $\chi^2$  permet de calculer l'éloignement entre deux lois de probabilité. Il fournit une réponse mathématique au problème de l'ajustement en quantifiant l'éloignement de la distribution empirique par rapport à la loi théorique choisie. On peut regrouper en classes les écarts planimétriques de la trajectoire hybride CS. Avec un minimum de 5 données par classe, un nombre total de 36 classes est choisi. Nous souhaitons tester si la distribution observée est conforme à la distribution théorique

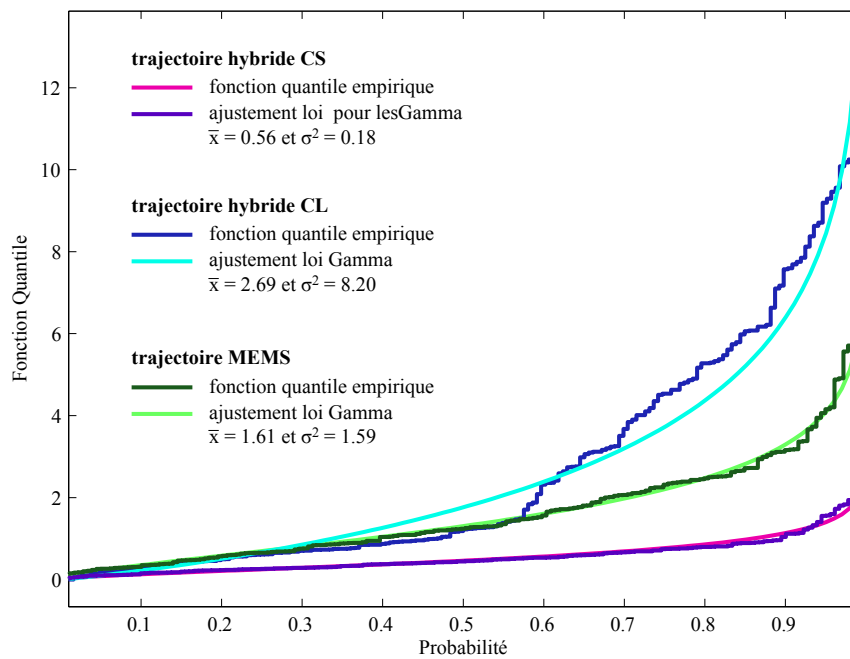


FIGURE 5.32 – Ajustement par fonction quantile entre les écarts planimétriques calculés pour tous les essais et une loi Gamma. Pour chaque ajustement la moyenne ( $\bar{x}$ ) et la variance ( $\sigma^2$ ) de la loi ajustée sont fournies en mètres.

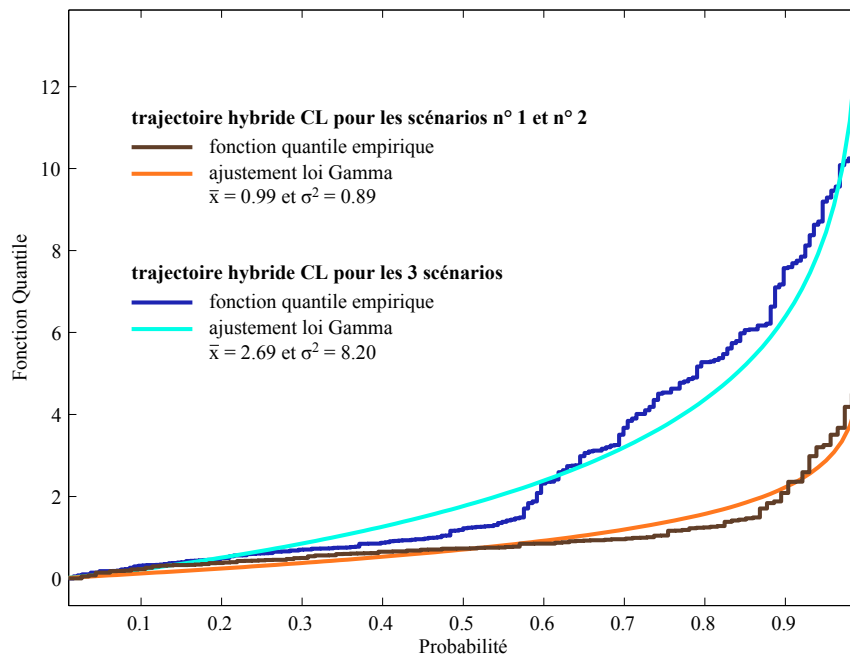


FIGURE 5.33 – Comparaison entre deux ajustements par fonction quantile entre les écarts planimétriques calculés à partir des trajectoires hybrides CL et une loi Gamma. Le premier ajustement réunit les scénarios n°1 et n°2. Le second ajustement traite tous les scénarios réunis. Pour chaque ajustement la moyenne ( $\bar{x}$ ) et la variance ( $\sigma^2$ ) de la loi ajustée sont fournies en mètres.

avec un risque d'erreur de 5%. Cette hypothèse  $H_0$  est décrite par l'équation (5.1).

$$H_0 : L(x) = L^*(x) \quad (5.1)$$

$$L^*(x) = \frac{\lambda^k x^{k-1} e^{-\lambda x}}{\Gamma(k)} \quad (5.2)$$

$\Gamma$  traduit la fonction Gamma.

$L(x)$  est la loi de distribution empirique.

$L^*(x)$  est la loi de distribution théorique Gamma ajustée.

$k$  et  $\lambda$  valent respectivement 1,73 et 0,32 dans le cas du couplage serré.

Le degré de liberté étant de 35, la valeur de l'écart  $\chi^2$  qui a 5% de chance d'être dépassée est de 45,8. Le test du  $\chi^2$  appliqué à notre jeu de données fournit un résultat statistique de 41,56. Ce résultat confirme l'hypothèse  $H_0$  et valide le choix de la loi Gamma pour modéliser l'écart planimétrique obtenu en couplage serré. Cette étude statistique permet donc d'écrire que la précision moyenne planimétrique, obtenue avec l'algorithme d'hybridation CS, est égale à 56 centimètres et son écart-type vaut 42 centimètres.

Le même test du  $\chi^2$  appliqué aux écarts planimétriques sur la trajectoire MEMS permet de valider l'ajustement de la distribution empirique par une loi Gamma. On obtient ainsi une précision moyenne planimétrique de 1.60 mètres avec un écart-type de 1.26 mètres.

En planimétrie, les erreurs de comparaison avec les marques se retrouvent dans tous les scénarios. Cependant, l'amélioration entre la solution de navigation purement inertielle et la solution hybride en couplage serrée est de l'ordre de 45%.

A la lecture des résultats calculés sur tous les essais, il est impossible de garantir une solution de navigation en continu uniquement à partir des mesures radio ULB. L'espace intra-muros affecte trop fortement la disponibilité de mesures non aberrantes. C'est pourquoi, il n'est pas possible d'effectuer une comparaison chiffrée entre une solution de localisation purement radio et la solution en couplage serré proposée. Dans un contexte de navigation pédestre intra-muros, force est de constater qu'il est quasiment impossible de fournir une solution de navigation fiable en continu uniquement à partir des mesures radio ULB.

#### 5.3.4.2 Influence des corrections de type RANSAC

L'une des innovations du filtre de couplage ULB/MEMS proposé est l'addition d'un traitement robuste des mesures radio. Cet ajout n'intervient que dans le filtre qui suit une stratégie en couplage serré. Sachant que l'environnement intra-muros n'est pas propice à la propagation des signaux radio en ligne droite, ce traitement permet d'ajouter des observations fiables au faible nombre de mesures ULB disponibles. L'analyse du nombre de mises à jours de ce type effectuées dans les trois scénarios montre que son importance est plus grande dans le scénario n°1. Pour ce scénario, la figure 5.34 illustre les positions ULB qui sont utilisées pour corriger

le vecteur d'état après une analyse robuste de ces dernières. On observe que leur nombre est assez important. La proportion de mises à jour de type RANSAC sur le nombre total de correction est de l'ordre de 10% dans ce scénario alors qu'il tombe à environ 4% dans les scénarios n°2 et n°3.

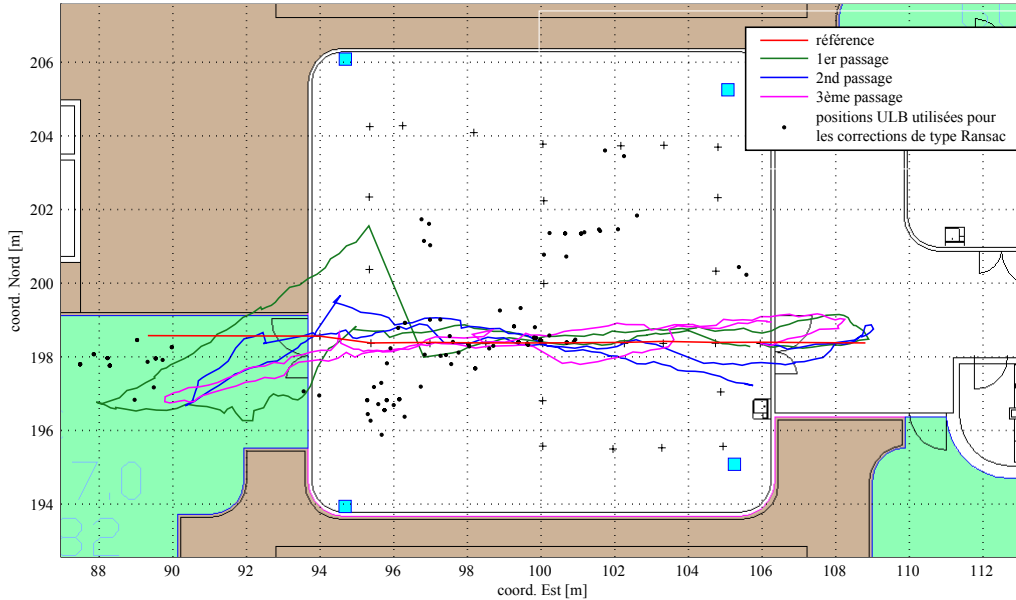


FIGURE 5.34 – Points ULB utilisés pour les mises à jour de type RANSAC sur le scénario n°1.

Deux raisons expliquent ce constat. La première explication se trouve dans la forme géométrique du premier scénario. Il s'agit ici d'une ligne droite où les variations de cap influencent moins le traitement robuste de type RANSAC. En effet, le modèle de marche choisi (cf équation (4.73)) inclut l'azimut de déplacement. Plus les variations du cap de marche sont grandes, plus la sélection sera difficile. La seconde explication relève de la plus faible disposition de mesures radio non aberrantes dans ce scénario. Dans ce cas, l'algorithme RANSAC prend tout son sens puisqu'il est capable d'ajouter des mesures issues de signaux radio réfléchis, mais qui sont cohérentes entre elles sur la fenêtre glissante choisie.

L'exploitation d'un modèle de marche plus complexe permettrait certainement d'inclure plus de mesures ULB dans l'étape de correction du filtre. Un modèle de mouvement qui tient compte de la courbure de marche pourrait par exemple affiner la sélection et permettre d'augmenter le nombre de mesures acceptées. L'accélération centripète permettrait de traduire l'interaction entre la vitesse de marche et celle de rotation. L'intérêt pour de tels développements est renforcé par le fait qu'après avoir analysé ces différents essais, calculer la trajectoire dans les virages est un des points les plus délicats de la solution de navigation pédestre proposée.



## 5.4 Conclusion

Les expériences conduites dans une salle de classe équipée d'un système ULB, sur 9 parcours indépendants, permettent d'évaluer la précision et la fiabilité des trois algorithmes développés, soient :

1. l'algorithme MEMS uniquement
2. la fusion des mesures MEMS et ULB selon une stratégie de couplage lâche
3. la fusion des mesures MEMS et ULB selon une stratégie de couplage serré complétée par l'approche robuste RANSAC

La troisième approche fournit les meilleurs résultats avec une précision planimétrique inférieure au mètre (56 cm avec un écart-type de 42 cm) et une bonne fiabilité. Le calcul de la composante altimétrique est moins performant. Cette détérioration est certainement le prix à payer pour incorporer plus de mesures radio au cours du filtrage et garantir la disponibilité du suivi du piéton. Elle résulte aussi d'une mauvaise géométrie formée par le piéton et les stations de base, mais qui s'impose en intra-muros. Des informations géographiques additionnelles pourraient facilement compléter le traitement pour contenir des variations altimétriques aberrantes.

Enfin l'approche robuste RANSAC améliore l'estimation de la position du piéton. L'impact est d'autant plus grand que les conditions de propagation radio sont difficiles, au sens des besoins en localisation, soit de propagation des ondes radio en visée directe.



# Chapitre 6

## Conclusions & Perspectives

*Ce que nous appelons commencement est souvent la fin. La fin, c'est l'endroit d'où nous partons.*  
[Thomas Stearns Eliot]

Dans le cadre de l'expansion des services dédiés à la personne, la localisation est un élément clé du succès des nouvelles offres. Fournir une solution de localisation pédestre intra-muros avec la plus grande fiabilité et la plus grande disponibilité possible est le but poursuivi dans cette thèse. Pour arriver à ce résultat, nous nous sommes fixés des objectifs intermédiaires détaillés dans le chapitre d'introduction. Quel bilan pouvons nous tirer au regard de ces intentions de recherche ?

### 6.1 Conclusions

#### 6.1.1 Caractérisation de la localisation par MEMS

Nous avons distingué les différents systèmes de localisation MEMS selon le type d'architecture de l'équipement embarqué : centralisée et distribuée, et l'approche fondamentale sous-jacente aux algorithmes : l'intégration et la reconnaissance de motifs. Ce nouvel éclairage sur la localisation MEMS, détaillé au chapitre 2, est riche d'enseignements.

Contrairement à une architecture centralisée, l'architecture distribuée permet de suivre des mouvements plus complexes constitutifs du déplacement d'un piéton (par ex. les montées/descentes d'escaliers). Elle permet aussi de discerner les postures. Cette information peut s'avérer vitale dans un contexte d'intervention en urgence.

Alors que l'intégration des mesures accroît l'impact des erreurs propres à la qualité des capteurs MEMS, la reconnaissance de signatures caractéristiques de certains mouvements est plus robuste face aux petites variations de signal, non significatives d'un réel déplacement. Toutefois chaque individu a une influence sur l'amplitude des motifs, ce qui contraint les systèmes basés sur cette approche à suivre des procédures

de calibration. Elles se font certes sur le terrain, mais sont un préalable à la localisation. Un avantage de l'intégration des signaux est le calcul direct de l'amplitude des mouvements et donc des déplacements.

L'exposé des systèmes existants débouche sur la proposition d'une nouvelle solution de localisation pour les pompiers, développée dans le cadre du projet européen LIAISON [10]. A partir d'une architecture distribuée de capteurs, un calcul en trois temps estime la position du piéton. Une quantification plus fine des déplacements ainsi qu'une résistance accrue face aux mouvements parasites de la marche et aux perturbations du champ magnétique améliorent les performances de localisation. Ce progrès se fait au prix d'une plus grande complexité de la solution MEMS, qui se justifie difficilement pour des applications grand public. Nous constatons enfin que l'intégration d'une architecture distribuée avec d'autres équipements de localisation est plus complexe par rapport à une architecture centralisée.

### 6.1.2 Caractéristiques de la radiolocalisation ULB

La radiolocalisation n'est pas un savoir-faire récent. Cependant, le chapitre 3 montre à quel point les ondes radio à ultra-large bande insufflent un nouvel intérêt dans cette technique de localisation. Nous avons vu que la nature impulsionnelle et les propriétés inhérentes aux signaux ULB dicte le choix de mesures de temps de propagation (TOA ou TDOA) pour calculer la position du piéton. Un autre aspect favorable à la localisation de l'émission ULB impulsionnelle est sa capacité de résistance partielle aux trajets multiples. En effet, les impulsions sont de très courte durée, ce qui, contrairement aux signaux à bande étroite, diminue le risque de chevauchement de l'impulsion originelle avec ses répliques.

### 6.1.3 Influence de l'espace intra-muros

Cet engouement est cependant contre-balançé par les difficultés de propagation radio propres à l'intra-muros. La confrontation des principales interactions électromagnétiques avec la composition de l'espace intérieur montre que de nombreux obstacles sont susceptibles de biaiser de manière significative les temps d'arrivée estimés. Les constructions sont principalement formées de matériaux horizontaux et verticaux, particulièrement propices à la formation de dièdres et de trièdres qui agissent comme des réflecteurs. De plus, la diffraction des ondes ULB décimétriques (voire centimétriques) se traduit par un flou ambiant, reflet d'un maillage proportionnel à la longueur d'onde.

Dans ce contexte, nous avons vu que des techniques d'identification du premier trajet observable existent. Bien qu'elles permettent d'améliorer les performances de détection d'impulsion, elles sont inefficaces dans les situations de non-visibilité ou encore de trop forte atténuation. Face à cette difficulté, des modélisations statistiques des erreurs cherchent à refléter la propagation des environnements multi-trajets complexes afin d'exploiter ces profils en localisation. Le succès de ces stratégies repose sur la stabilité de l'espace intra-muros. Or l'homme est le premier élément perturbateur de cet espace, puisqu'il déplace les obstacles et fait écran à la propagation.

Lorsque l'émetteur ULB est porté par un piéton, la proportion de configurations de non-visibilité ou de trajets fortement réfléchis augmente encore.

Nous constatons que l'intra-muros perturbe aussi les magnétomètres MEMS. La charpente des bâtiments et tous les matériaux qui y sont assemblés peuvent perturber le champ magnétique terrestre. Par exemple, les conduites, situées dans les planchers, forment une source usuelle de perturbation. Or, l'orientation absolue du piéton est calculée depuis la mesure de ce champ par les compas magnétiques. Cette influence requiert donc des développements spécifiques pour calculer le cap de marche. Nous avons vu que les gyroscopes, qui fournissent une orientation relative fiable sur un court laps de temps, peuvent remplacer les magnétomètres pendant la perturbation ou servir de référence pour l'isoler.

#### 6.1.4 Influence du piéton sur la radiolocalisation ULB

Cette particularité de la navigation pédestre complique encore la propagation des ondes ULB. L'étude de l'absorption des tissus biologiques du thorax montre que l'atténuation des ondes ULB y est quasiment complète. Les phénomènes physiques, tels que la dilatation des tissus, les réflexions/transmissions à chaque changement de couche et l'apparition d'ondes, telles que l'onde évanescence, rendent pratiquement impossible toute tentative de modélisation exacte de l'atténuation des signaux ULB. Cependant les ondes ULB étant de faible amplitude par définition réglementaire, l'analyse de la multitude des actions qui perturbent leur propagation au travers du thorax tend à conclure qu'aucun signal ayant suivi ce chemin ne peut raisonnablement servir à la localisation. Nos expériences pratiques confirment ce résultat. Par conséquent, lorsqu'une impulsion, émise par l'émetteur porté en collier, est captée par un récepteur situé dans l'hémisphère repérée au dos du piéton, nous concluons que sa trajectoire est indirecte.

#### 6.1.5 Analyse de la fiabilité

La connaissance des difficultés rencontrées par les systèmes de localisation MEMS et ULB en navigation pédestre intra-muros laisse présager d'importantes erreurs de mesure. Nous avons donc conduit une réflexion sur les moyens de qualifier la fiabilité des signaux radio. Un premier résultat consiste à ne pas prendre en compte les ondes reçues par des récepteurs ULB situés dans le dos du piéton. Cette approche élimine des mesures issues de réflexions sur des obstacles. La perturbation électromagnétique peut cependant se faire dans l'hémisphère placé devant le piéton. Pour atténuer cet effet, nous avons mis en place deux mesures.

La première consiste à utiliser les propriétés statistiques de la séquence d'innovation du filtre de Kalman étendu qui fusionne les données radio et celles de navigation à l'estime. Cette méthode est fonctionnelle lorsque la proportion de mesures biaisées reste inférieure à celle des mesures correctes. Comme le contexte particulier de l'intra-muros infirme souvent cette hypothèse, nous avons développé une seconde approche. Le filtre compare la norme des mesures prédites, pondérées par les variances présentes dans le vecteur d'état, avec les mesures ULB pour éliminer les

valeurs aberrantes. Cette méthode n'est pas toujours fiable puisqu'elle dépend de la matrice de variance-covariance, qui elle-même dépend de la fréquence de correction du vecteur d'état. Face à ce constat, nous avons imaginé un traitement des mesures radio, à la fois innovant et robuste.

Suivant l'algorithme RANSAC, un modèle de marche qui exploite les conditions limites de déplacement d'un piéton, analyse la fiabilité des mesures ULB. Ce processus est alimenté par les intersections géométriques des mesures radio. Nous avons donc adapté et conçu trois algorithmes 3D de calcul analytique des intersections d'AOA et de TDOA, présentés au chapitre 4. Au delà du tri des mesures biaisées, cette approche offre un avantage majeur puisqu'elle permet de traiter des mesures radio biaisées, mais cohérentes entre elles. Ce résultat est particulièrement remarquable face à la faible disponibilité de mesures radio fiables intra-muros.

### 6.1.6 Analyse des stratégies de couplage MEMS/ULB

Nous avons analysé deux stratégies de couplage des observations MEMS et ULB : une hybridation lâche et une hybridation serrée. L'approche robuste de type RANSAC complète la stratégie de fusion serrée. Dans le but d'évaluer les performances, nous avons aussi calculé les trajectoires MEMS uniquement. Tous les algorithmes ont été développés en 3D.

Neuf routes indépendantes, soit environ 380 m parcourus par un piéton doté du module MEMS MTx de la société « Xsens Technologies B.V. », dans une salle de classe équipée du système ULB de la compagnie « Ubisense », constituent notre base expérimentale. Ces essais montrent que les performances de la solution hybride sont meilleures que celle de la solution MEMS. Ce résultat est toujours vérifié, sauf dans un cas où l'acceptation par le couplage lâche d'une position ULB aberrante introduit une réaction en chaîne qui biaise fortement le résultat. Les performances de la stratégie d'hybridation serrée, quant à elle, devancent toujours celle de l'hybridation lâche. Notons que la salle d'expérimentation particulièrement défavorable à la propagation ULB est à l'origine d'une très faible disponibilité de mesures fiables.

Globalement après une dizaine de secondes, la précision planimétrique de la solution MEMS franchit le seuil critique du mètre. Comme la précision est affectée par une dérive des capteurs, cette imprécision ne fait qu'augmenter jusqu'à ce qu'une mesure absolue soit disponible pour corriger les erreurs.

La précision de la solution en couplage lâche, dépend de la justesse du tri des positions géographiques ULB avant de les intégrer dans l'estimation. Une erreur sur ce tri a des conséquences importantes en termes d'imprécision. Nous constatons donc qu'il est difficile d'assurer la fiabilité de la position estimée dans cette stratégie. Le problème est d'autant plus grand que la disponibilité de positions ULB correctes est plutôt faible. Sur une trajectoire d'environ 50 m, nous constatons que le nombre de positions ULB utilisées comme observations descend jusqu'à 2.

Les meilleures performances de l'hybridation serrée s'expliquent notamment par le

fait que cette stratégie permet d'intégrer plus d'observations ULB (AOA et TDOA) que le couplage lâche. Notre analyse statistique sur tous les essais en hybridation serrée conduit à une précision planimétrique de 56 cm avec un écart-type de 42 cm. L'objectif fixé de 1 m est atteint. Enfin nous remarquons encore qu'aucun essai traité avec cette solution n'aboutit à une solution non fiable, comme c'est le cas avec les deux autres algorithmes.

L'analyse de la composante altimétrique montre que son estimation est peu fiable, quelque soit la stratégie d'hybridation choisie. Ce mauvais résultat est sûrement la contrepartie d'une volonté d'intégrer le plus de mesures radio possible, mais il résulte aussi d'une configuration géométrique, formée par l'émetteur et les récepteurs ULB, défavorable au calcul des variations d'altitude.

Enfin l'approche robuste RANSAC améliore l'estimation de la position du piéton. Notre expérimentation montre que son impact augmente avec le niveau de difficulté des conditions de propagation radio. Nous constatons aussi qu'elle permet d'intégrer des observations ULB issues de multi-trajets, soit fausses en position absolue, mais qui sont cohérentes avec le déplacement du piéton.

## 6.2 Perspectives

Vouloir intégrer des mesures radio biaisées au calcul de la position est un défi que nous avons relevé. Cependant, le tri actuel de ces mesures souffre d'un manque de finesse de traitement du cap de marche. En effet, le modèle de marche développé dans l'approche RANSAC intègre l'orientation de la personne, mais une série biaisée de mesures ULB cohérentes avec la marche peut présenter une orientation complètement distincte de l'orientation vraie. Une piste intéressante de poursuite de ce travail est donc l'étude de la pertinence de l'intégration du cap dans le modèle de marche. Cette proposition invite aussi à imaginer un modèle de marche plus complet, qui intégrerait par exemple l'accélération centripète.

Bien que notre base expérimentale conduise à des résultats concluants, nos essais se limitent aux 144 m<sup>2</sup> d'une salle de classe équipée du système ULB et à une personne par essai. L'élargissement de l'expérimentation à d'autres environnements, ainsi qu'à la localisation simultanée de plusieurs personnes représentent des voies d'investigation enrichissantes.

Finalement, rêver d'une solution de navigation pédestre intra-muros, c'est inventer un système viable partout. Or la présence d'équipements radio dans tout l'espace intérieur n'est absolument pas garantie, pour des questions évidentes de coût, d'installation, voire même de calibration. Une dernière piste de recherche est donc l'hybridation avec d'autres technologies et l'intégration d'informations de référence, comme celles fournies par des données géoréférencées ou des éléments de points de passage. Cette dernière intention est à n'en pas douter un si ne qua non du succès des futures applications de navigation pédestre intra-muros.





# Bibliographie

- [1] G. Lachapelle, "GNSS indoor location technologies," *Journal of Global Positioning Systems*, vol. 3, no. 1-2, pp. 2–11, 2004.
- [2] M. Karunanayake, M. Cannon, and G. Lachapelle, "Evaluation of Assisted GPS (AGPS) in weak signal environments using a hardware simulator," in *ION GNSS Conference*, (Long Beach, CA), Sept. 2004.
- [3] V. Renaudin, B. Merminod, and M. Kasser, "Optimal data fusion for pedestrian navigation based on UWB and MEMS," in *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, pp. 341–349, May 2008.
- [4] N. Bodhi Priyantha, *The Cricket Indoor Location System*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, June 2005.
- [5] G. Welch, G. Bishop, L. Vicci, S. Brumback, K. Keller, and D. Colucci, "The HiBall Tracker : High performance wide-area tracking for virtual and augmented environments," in *Symposium on Virtual Reality and Software and Technology*, (London), Dec. 1999.
- [6] J. Kemper and H. Linde, "Challenges of passive infrared indoor localization," in *5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 63–70, March 2008.
- [7] A. Roxin, J. Gaber, M. Wack, and A. Nait-Sidi-Moh, "Survey of wireless geo-location techniques," in *IEEE Globecom Workshops*, pp. 1–9, Nov. 2007.
- [8] Technical Specification Group Core Network, "Universal geographical area description (GAD)," Tech. Rep. TS 23.032, European Telecommunications Standards Institute, 1999.
- [9] F. Evennou, *Techniques et technologies de localisation avancées pour des terminaux mobiles dans les environnements indoor*. PhD thesis, Université Joseph Fourier - Grenoble, Jan. 2007.
- [10] European Union, "Location based services for the enhancement of working environment." [http ://liaison.newapplication.it/liaison](http://liaison.newapplication.it/liaison).
- [11] I. Spassov, *Algorithms for map-aided autonomous indoor pedestrian positioning and navigation*. PhD thesis, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2007.
- [12] F. Evennou and F. Marx, "Advanced integration of WiFi and inertial navigation systems for indoor mobile positioning," *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, pp. 1–11, 2006.
- [13] "www.quivasou.com."
- [14] "[http ://wiki.caad.arch.ethz.ch/research/rexplorer](http://wiki.caad.arch.ethz.ch/research/rexplorer)."

- [15] B. Najafi, K. Aminian, F. Loew, Y. Blanc, and P. Robert, "Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 49, pp. 843–851, Aug 2002.
- [16] A. Paraschiv-Ionescu, E. Buchser, B. Rutschmann, B. Najafi, and K. Aminian, "Ambulatory system for the quantitative and qualitative analysis of gait and posture in chronic pain patients treated with spinal cord stimulation," *Gait and Posture*, vol. 20, pp. 113–125, 2004.
- [17] K. Aminian and B. Najafi, "Capturing human motion using body-fixed sensors : Outdoor measurement and clinical applications," *Computer Animation and Virtual Worlds*, vol. 15, pp. 79–94, 2004.
- [18] M. Caruso, "Application of magnetoresistive sensors in navigation systems," *Sensors and Actuators*, vol. 106 (1), pp. 1092–1098, Feb. 1997. SAE SP-1220 :15-21.
- [19] H. Luinge, P. Veltink, and C. Baten, "Estimating orientation with gyroscopes and accelerometers," *Technol. Health Care*, vol. 7, no. 6, pp. 455–459, 1999.
- [20] H. Luinge, *Inertial sensing of human movement ZUT*. PhD thesis, University of Twente, The Netherlands, 2002.
- [21] E. Bachmann, *Inertial and Magnetic Angle Tracking of Limb Segments for Inserting Humans into Synthetic Environments*. PhD thesis, Naval Postgraduate School, 2000.
- [22] E. Foxlin, "Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias kalman filter," in *Proceedings of the IEEE Virtual Reality Annual International Symposium*, pp. 185–194, 267, Mar - Apr 1996.
- [23] D. Roetenberg, H. Luinge, C. Baten, and P. Veltink, "Compensation of magnetic disturbances improves inertial and magnetic sensing of human body segment orientation," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 13, pp. 395–405, Sept. 2005.
- [24] Q. Ladetto, *Capteurs et algorithmes pour la localisation autonome en mode pédestre*. PhD thesis, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2002.
- [25] R. G. Stirling, "Development of a pedestrian navigation system using shoe mounted sensors," Master's thesis, University of Alberta, 2004.
- [26] E. Foxlin, "Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 25, pp. 38–46, Nov.-Dec. 2005.
- [27] Widyawan, M. Klepal, and S. Beauregard, "A backtracking particle filter for fusing building plans with pdr displacement estimates," in *5th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 207–212, March 2008.
- [28] K. Aminian, B. Najafi, C. Bülab, P. Leyvrazc, and P. Robert, "Spatio-temporal parameters of gait measured by an ambulatory system using miniature gyroscopes," *Journal of Biomechanics*, vol. 35(5), pp. 689–699, 2002.
- [29] B. Coley, B. Najafi, A. Paraschiv-Ionescu, and K. Aminian, "Stair climbing detection during daily physical activity using a miniature gyroscope," *Gait and Posture*, vol. 22, no. 4, pp. 287–294, 2005.

- [30] S. Miyazaki, "Long-term unrestrained measurement of stride length and walking velocity utilizing a piezoelectric gyroscope," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, pp. 753–759, Aug. 1997.
- [31] D. A. Winter, *Biomechanics and Motor Control of Human Movement*. Wiley, Août 2004.
- [32] Q. Ladetto, V. Gabaglio, and B. Merminod, "Combining gyroscopes, magnetic compass and GPS for pedestrian navigation," in *International Symposium on Kinematic Systems in Geodesy, Geomatics and Navigation*, pp. 205–212, 2001.
- [33] P. Tomé, O. Yalak, and V. Renaudin, "Improvement of orientation estimation in pedestrian navigation by compensation of magnetic disturbances," *Navigation Journal*, article in press.
- [34] J. Keignart, J.-B. Pierrot, and N. Daniele, "Report on UWB basic transmission loss," tech. rep. ist- 2001-32710, Utility Consumers' Action Network (UCAN), San Diego, USA, March 2003.
- [35] T. Gigl, G. Janssen, V. Dizdarevic, K. Witrisal, and Z. Irahhaute, "Analysis of a UWB indoor positioning system based on received signal strength," *4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, pp. 97–101, March 2007.
- [36] Y. Gwon, R. Jain, and T. Kawahara, "Robust indoor location estimation of stationary and mobile users," *INFOCOM 2004, Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*, vol. 2, pp. 1032–1043, March 2004.
- [37] D. Koks, "Numerical calculations for passive geolocation scenarios," tech. rep., Defense Science and Technology Organisation, 2007.
- [38] G. Q. Mao, B. Fidan, and B. D. O. Anderson, "Wireless sensor network localization techniques," *Computer Networks*, vol. 51, no. 10, pp. 2529–2553, 2007.
- [39] R. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 34, no. 3, pp. 276–280, 1986. 0096-1973.
- [40] R. Roy and T. Kailath, "Esprit-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, no. 7, pp. 984–995, 1989. 0096-3518.
- [41] A. Abdi and M. Kaveh, "A space-time correlation model for multi-element antenna systems in mobile fading channels," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 20, no. 3, pp. 550–560, 2002. 0733-8716.
- [42] W. Wang, J. Y. Xiong, and Z. L. Zhu, "A new NLOS error mitigation algorithm in location estimation," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 54, no. 6, pp. 2048–2053, 2005.
- [43] W. H. Foy, "Position-location solutions by Taylor-Series estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 12, no. 2, pp. 187–194, 1976.
- [44] Y. T. Chan and K. C. Ho, "A simple and efficient estimator for hyperbolic location," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, no. 8, pp. 1905–1915, 1994.

- [45] J. Abel and J. Smith, "The spherical interpolation method for closed-form passive source localization using range difference measurements," *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 12, pp. 471–474, Apr 1987.
- [46] E. G. Bakhoun, "Closed-form solution of hyperbolic geolocation equations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 42, no. 4, pp. 1396–1404, 2006.
- [47] B. Fang, "Simple solutions for hyperbolic and related position fixes," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 26, pp. 748–753, Sep 1990.
- [48] F. Tchoffo-Talom, B. Uguen, E. Plouhinec, F. Sagnard, and G. Chassay, "Study of interactions effects on ultra wideband signals propagation," in *IWUWBS Symposium*, (Oulu, Finland), June 2003.
- [49] E. Plouhinec, F. Tchoffo-Talom, and B. Uguen, "A study of UTD diffraction for UWB channel modelling," *First European Conference on Antennas and Propagation*, pp. 1–5, Nov. 2006.
- [50] European Commission, "Commission decision on allowing the use of radio spectrum for equipment using ultra-wideband technology in a harmonised manner in the community," *Official Journal of the European Union*, 2007/131/EC, March 2007.
- [51] FCC, "Revision of part 15 of comission's rules regulation regarding ultra-wideband transmission systems," tech. rep., Federal Communications Commission 02-48, Feb 2002.
- [52] N. Samama, *Global Positioning : Technologies and Performance*, vol. 1 of *Wiley Survival Guides in Engineering and Science*. April 2008.
- [53] W. C. Chung and D. Ha, "An accurate ultra wideband (UWB) ranging for precision asset location," in *IEEE Conference on Ultra Wideband Systems and Technologies*, pp. 389–393, Nov. 2003.
- [54] R. Narayanan, "Through wall radar imaging using UWB noise waveforms," in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 5185–5188, April 2008.
- [55] H. B. Lim, D. Baumann, J. Cai, R. Koh, E. P. Li, and Y. Lu, "Antennae polarization for effective transmission of uwb signal around human body," *IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, pp. 220–224, Sept. 2007.
- [56] C. Gentile and A. Kik, "A comprehensive evaluation of indoor ranging using ultra-wideband technology," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2007.
- [57] A. Saleh and R. A. Valenzuela, "A statistical model for indoor multipath propagation," *IEEE Journal on Selected Areas of Communications*, vol. 5, pp. 128–137, February 1987.
- [58] A. F. Molisch, K. Balakrishnan, D. Cassioli, C.-C. Chong, S. Emami, A. Fort, J. Karedal, J. Kunisch, H. Schantz, U. Schuster, and K. Siwiak, "IEEE 802.15.4a channel model - final report," document 802.15-04-0662-02-004a, IEEE 802.15 Working Group for WPAN, 2005.

- [59] D. Jourdan, J. Deyst, J.J., M. Win, and N. Roy, "Monte Carlo localization in dense multipath environments using UWB ranging," in *IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, pp. 314–319, Sept. 2005.
- [60] M. Wylie and J. Holtzman, "The non-line of sight problem in mobile location estimation," *5th IEEE International Conference on Universal Personal Communications*, vol. 2, pp. 827–831, Sep-2 Oct 1996.
- [61] S. Al-Jazzar and J. J. Caffery, "ML and bayesian TOA location estimators for NLOS environments," *IEEE 56th Vehicular Technology Conference*, vol. 2, pp. 1178–1181, 2002.
- [62] "www.nlm.nih.gov/research/visible/photos.html."
- [63] C. Gabriel, "Compilation of the dielectric properties of body tissues at RF and microwave frequencies," tech. rep., Radiofrequency Radiation Division, Brooks Air Force Base, Texas (USA), June 1996. N.AL/OE-TR- 1996-0037.
- [64] P. Lombardo, A. Magenta, and E. Pettinelli, "Multichannel fusion of subsurface radar images at different resolutions," *IEEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation*, vol. 147, pp. 121–133, Jun 2000.
- [65] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," pp. 726–740, 1987.
- [66] S. Pittet, V. Renaudin, and B. Merminod, "UWB and MEMS based indoor navigation," *The Journal of Navigation*, vol. 61, no. 3, pp. 369–384, 2008.
- [67] O. A. Mezentsev, *Sensor aiding of HSGPS pedestrian navigation*. PhD thesis, University of Calgary, Department of Geomatics Engineering, 2005.
- [68] J. M. Mendel, *Lessons in digital estimation theory*. Upper Saddle River, NJ, USA : Prentice-Hall, Inc., 1986.
- [69] S. Kuang, *Geodetic Network Analysis and Optimal Design*. Ann Arbor Press, 1996.
- [70] M. Petovello, *Real-Time Integration of a Tactical-Grade IMU and GPS for High-Accuracy Positioning and Navigation*. PhD thesis, University of Calgary, 2003.
- [71] S. Ghoda, "Performance evaluation of low cost MEMS-based IMU integrated with GPS for land vehicle navigation application," Master's thesis, University of Calgary, 2006.
- [72] P. Teunissen, "Quality control in integrated navigation systems," *IEEE Magazine, Aerospace and Electronic Systems*, vol. 5, pp. 35–41, July 1990.
- [73] M. Murray, R. Kory, and S. Sepic, "Walking patterns of normal women," *Archives of physical medicine and rehabilitation*, vol. 51, pp. 637–650, Nov 1970.
- [74] M. Murray, B. Drought, and R. Kory, "Walking patterns of normal men," *Journal of Bone and Joint Surgery*, vol. 46, pp. 335–360, March 1964.
- [75] V. Gabaglio, *GPS/INS integration for pedestrian navigation*. PhD thesis, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2002.
- [76] "www.ubisense.org."

- [77] Z. Ebrahimi and R. A. Scholtz, "Receiver sites for accurate indoor position location systems," in *IEEE/ACES International Conference on Wireless Communications and Applied Computational Electromagnetics*, (Honolulu), pp. 23–26, 2005.
- [78] R. L. Knoblauch, M. T. Pietrucha, and M. Nitzburg, "Field studies of pedestrian walking speed and start-up time," Tech. Rep. 1538, National Research Council, Washington, D.C., 1996. Transportation Research Record.
- [79] G. Morris, M. Bosley, and L. Xu., "Electromagnetic compatibility test report for the ubisense limited ubitag v1.0," Tech. Rep. EMC15813-FCC517, MET Laboratories Inc., Oct. 2004.
- [80] M. de Fréminville. IBM Corporation, Communication personnelle, Sep. 2008.

# Annexe A

## Marquage au sol

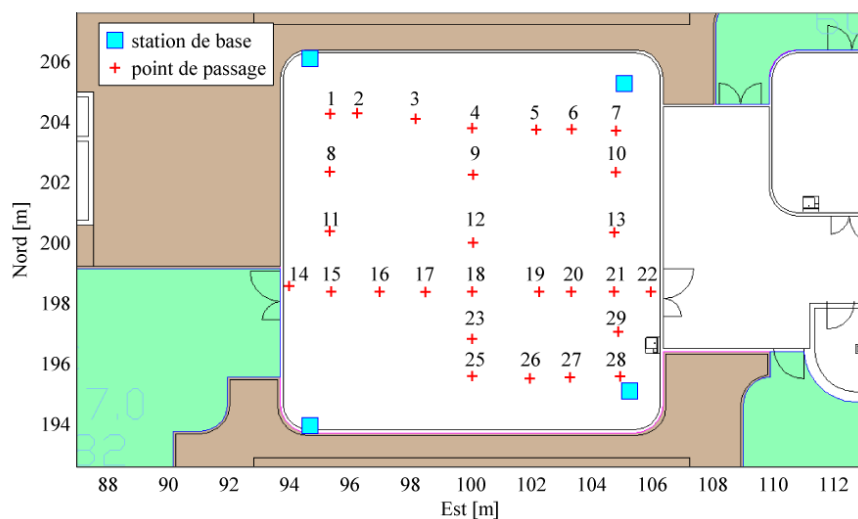


FIGURE A.1 – *Positions des marques au sol dans la salle d'expérimentation.*

Marque	Est [m]	Nord [m]
1	95.35	204.25
2	96.24	204.27
3	98.17	204.09
4	100.05	203.78
5	102.16	203.73
6	103.33	203.74
7	104.80	203.69
8	95.33	202.34
9	100.07	202.24
10	104.80	202.32
11	95.34	200.37
12	100.07	199.99
13	104.75	200.33
14	93.99	198.55

Marque	Est [m]	Nord [m]
15	95.38	198.37
16	96.98	198.37
17	98.50	198.36
18	100.04	198.37
19	102.26	198.37
20	103.32	198.37
21	104.74	198.37
22	105.95	198.36
23	100.04	196.81
24	104.88	197.04
25	100.04	195.57
26	101.95	195.50
27	103.28	195.53
28	104.94	195.57

TABLEAU A.1 – *Coordonnées des marques au sol*



## Annexe B

# Indoor Navigation of Emergency Agents

Récompensé à l'ENC<sup>1</sup> 2007

---

1. European Navigation Conference

# INDOOR NAVIGATION OF EMERGENCY AGENTS

By Valérie Renaudin, Okan Yalak, Phillip Tomé, Bertrand Merminod,  
Geodetic Engineering Laboratory, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL),  
Switzerland, email: valerie.renaudin@epfl.ch

Existing indoor navigation solutions usually rely on pre-installed sensor networks, whereas emergency agents are interested in fully auto-deployable systems. In this paper, an almost self-deployable solution based on Radio-frequency identification tags and inertial Micro Electro Mechanical Sensors is presented. The benefits of the solution are evaluated and compared with the pure inertial positioning system.

## Introduction

Outdoor positioning methods based on Global Positioning System (GPS) or mobile phone cells have been well explored and standardised whereas indoor positioning is a recent research area that generates a multitude of new designs and algorithms.

GPS receivers don't work inside buildings due to the absence of line of sight to the satellites, while cellular positioning techniques generally fail to perform to a satisfactory degree of accuracy. Alternative technologies are being introduced to the market in order to address indoor positioning challenges. The techniques developed frequently result from the type of hardware chosen for Local Positioning Systems (LPS). This implies the use of either radio waves, like WiFi, Ultra Wide Band and assisted GPS, or signals from Micro ElectroMechanical Sensors (MEMS), or geographical databases.

The indoor navigation market addresses various applications like logistics, health care monitoring, Location Based Services (LBS), emergency services, tourism or people management. Because immediate interventions occur mainly inside buildings and guiding assistance could save human lives, fire fighters are one of the first users group interested in indoor navigation. The constraints, linked to the working environments and the security procedures of agents acting in emergency are high and very specific. No

existing indoor navigation system responds fully to their expectations and requirements, mainly in terms of practical implementation. The ideal solution for urgent intervention is an auto deployable LPS fully independent. But the majority of existing LPS is composed of sensors network that are fix inside buildings and depend on the infrastructure or pre-existing installations.

A reverse approach, which first considers the firemen requirements, has been conducted to design an original almost self deployable solution. MEMS and RFID (Radio Frequency Identification) are hybridised in a structure based on an Extended Kalman Filter and a geographical database. While progressing indoor, the fire fighters deploy the RFID tags that are used to correct the large errors affecting MEMS performances. This principle follows the idea told by the "Hop o'my thumb" story.

After a presentation of existing indoor technologies dedicated to pedestrian positioning, an analysis of a typical emergency intervention is presented to identify the specific requirements of fire fighters. The concept and the algorithm associated with the MEMS and RFID hybridised solution are detailed. Finally, the benefits of the proposed navigation solution are evaluated and compared with the purely inertial positioning system.

This paper has been written in the frame of the research activities of the European project LIAISON. LIAISON has received research funding from the Community's Sixth Framework Program.

## Positioning Systems

The broad diversity of new indoor positioning solutions complicates the process of identifying criteria to classify them. A first criterion is the type of sen-

sors in use: passive or active. A second criterion is the location of the position calculation: handset or network. A third criterion is the signal metrics: the Receiver Signal Strength (RSS), the Angle Of Arrival (AOA), the Time Of Arrival (TOA) or the Time Difference Of Arrival (TDOA). Instead of cataloguing the technology, it is also possible to list the metric processing which pushes ahead the understanding of location sensing. Finally it is possible to consider the dependence on any specific pre-existing installation in the building as a criterion.

Emergency services can not rely on a pre-existing installation because they act rapidly in an unknown environment. For practical reason, it is difficult to imagine emergency agent installing sensors before rescuing someone. For economical reason, to equip all buildings with pre-existing infrastructure dedicated to positioning is a dream. Therefore the last criterion is chosen for the following presentation of existing positioning systems.

The first type called "network based positioning systems" represents the LPS using sensor networks, mainly attached to the building, to locate and track persons. Typical network based LPS are Bluetooth, Ultra Wide Band, WiFi or RFID. The second type entitled "independent positioning systems" includes the technologies that provide autonomous user positions, like dead reckoning methods and, to a certain extent, assisted GPS.

## Network-based positioning systems

### Bluetooth

The Bluetooth, also known as the IEEE 802.15 standard, is a short-range data communication protocol. Similar to cellular telephone systems, Bluetooth devices constitute mini-cells. When the number of installed Bluetooth cells is sufficient, the location of the mobile device is considered to be the same as the individual cell that it is communicating with.

The advantage of Bluetooth positioning technology is that some limited communication data can be provided with the positioning information. However, the disadvantage is that such architecture requires a lot of relatively expensive receivers. The accuracy depends strongly upon the number of cells and their size.

### Ultra Wide Band (UWB)

UWB was developed in 1960 for radar application using wireless communication. It is a radio technology that enables the transmission of data spread over a large bandwidth (>500 MHz) that should, in theory and under some conditions, be shared among several users. The energy emitted by the system is very weak compared with the extremely large amounts of data transmitted.

UWB transmit data by generating pulses at specific instants occupying a large bandwidth which enables

a pulse-position or time modulation. The pulse duration is very short, varying between some picoseconds and nanoseconds. Decimetre position accuracy can be achieved under good conditions with these UWB radio specifications.

The FCC authorised unlicensed use of UWB in 3.1-10.6 GHz in 2002. Approval at the European level of its standardisation is very recent since it goes back to February 2007. Its application, expected for August 2007, depends now on the various national authorities.

### WiFi

The WiFi, also known as the IEEE 802.11b standard, is a higher bandwidth communications protocol than Bluetooth.

Technology	Processing	Accuracy	Advantages	Limitations	Network based	Independent
RFID Bluetooth	Cell identity	Relative to the cell size (10 - 20 m)	Simple and compatible with existing handset	Number and size of the cells	✓	
WiFi	AOA	up to 100 m	2 AP provide a position	- Multipath - Range to the AP - AP antenna quality	✓	
	TOA	1 - 50 m	High accuracy	- Multipath - Clock offset between handset and AP	✓	
	TDOA	1 - 50 m	- High accuracy - No clock offset	- Multipath - Network synchronisation	✓	
	RSS	Propagation modelling: ~ 10m Fingerprinting: 1-5 m	- High accuracy - Compatible with existing hardware	Creation of RSS database or propagation models	✓	
UWB	AOA	Few decimetres	Only 2 AP provide already a position	- Range to the AP - AP antenna quality	✓	
	TDOA	Few decimetres	High accuracy	- Low emission power - High AP density	✓	
A-GNSS	Network assisted ranging	up 5 m	Improved time to first fix (TTFF) and signal tracking sensitivity.	- Multipath - Not working in deep indoor	✓	✓
MEMS	Dead reckoning	5% of travelled distance	- Autonomous system - Position always available	Large errors (drift and bias) typical of these sensors affect the accuracy		✓

Table 1 - Comparison of indoor positioning systems.

More sophisticated than Bluetooth, the WiFi location solution approximates the location of a person based on some known radio propagation characteristics (TDOA, AOA, etc.).

Similarly to the Bluetooth solution, WiFi has the advantage of being able to provide a data channel as well as a location methodology. WiFi technology also requires relatively expensive access points in any area where a person or device needs to be tracked.

#### RFID

Radio-Frequency IDentification (RFID) is an automatic identification process relying on passive or active tags that present the advantage of low cost equipment. Technically, it can be compared to barcode systems, but the barcode is replaced by silicon electronic chips with an antenna and the identification request is made by radio instead of optics. The data stored on the RFID tag can be read at limited distances.

Contrary to the passive tags, active tags include batteries that increase the transmitting distance. But this range remains limited and passes only from several centimetres up to several metres. A LPS based on RFID provides the person's location when passing close to the tag. It offers only singular information on waypoints and no real tracking capability.

#### Independent positioning systems

##### MEMS

Micro-Electro-Mechanical Systems (MEMS) result from the integration of mechanical elements on a common substrate. Sensors based on this technology are accelerometers, magnetometers, gyroscopes or barometers. They are used in a dead reckoning mode for pedestrian navigation. In this mode, the current position is estimated from a previously determined position using the measurements made on board.

It offers an independent navigation system and works either outdoors or indoors. The performances of MEMS based navigation are affected by large errors (bias and noise) typical of these sensors. In fact, stand alone solutions drift rapidly with time.

##### Assisted GPS (AGPS)

Although strictly speaking Assisted GPS is not an LPS, its presentation is included here because GPS is such a well-known positioning technology.

AGPS enlarges the working area of GPS to urban canyons or even indoors, where large signals attenuation and degradation affect the receiver performances. The technique involves a mobile phone, able to process GPS signals, a cellular network and an assistance data server. The server is connected to a reference receiver that has a clear line of sight to the satellites. It collects satellite almanac, ephemeris, and timing data from the reference receiver, com-

putes the specific assistance data and sends them to the rover receiver. The main goal of the assistance data is, first to improve the sensitivity of a receiver; second to overcome interruptions of satellites signals, thus decreasing the time to fix first.

Even though AGPS depends on two external sources (the server and the telecommunication network), it may be regarded as an independent system in this context, because both sources are not specific to the building where the emergency intervention takes place. However indoors, the signal strength might be too low even for AGPS. Furthermore multipath remains a dominant error source which is even stronger in buildings. The recent success of AGPS must not hide these technical issues, particularly in terms of availability in urban environments and indoor ones (Karunanayake et al., 2004).

#### Emergency Intervention

Entities in charge of emergency services, such as fire fighters, are strongly interested in indoor navigation systems because their interventions occur mainly inside buildings and navigation data could significantly improve the safety of the agents operating on site. In fact, the expectations expressed by emergency organisations are broader than getting indoors tracking features. Thus understanding their working conditions is a logical way to conceive the adequate LPS.

Operating firemen have the task to rescue persons in distress and to extinguish fire. During their interventions, they face unknown and complex environments, especially when dealing with fire occurring indoors. Their surroundings are changing as parts of the building may collapse. In addition, tough conditions often impair the firemen's deployment capability. When the heat and the dust are strong, firemen move like blind persons in a unfamiliar environment.

It is also interesting to notice that they always enter buildings in groups of two persons, sometimes using ropes to avoid getting apart. Even in clear conditions, the fire hoses and breathing apparatus that they have to carry affect their movements. Outdoors, the leading fire fighter is responsible for the tactical procedure and collects all possible information to have an overview of the intervention. Currently, they mainly rely on radio transmissions to organise the scene. Based on this short intervention description, it is possible to define the main needs of the firemen in terms of LPS. Interviews were conducted in the framework of LIAISON to emphasise more precise requirements and constraints.

Once an agent has entered a danger zone, it should be positioned within one to three meters in the horizontal plane. For the vertical dimension, it should

be possible to identify the floor level. The navigation system should be independent from any infrastructure or any pre-existing installation. The ideal system is an auto deployable one. Incident commanders should track the resources in real time. This point is a crucial component for managing a critical incident. Some additional, but more obvious criteria have to be considered. The solution must be waterproof, lightweight and compatible with carried apparatus and must work under high temperature.

Analysing the advantages and disadvantages of all positioning techniques presented earlier and the high level of expectation of the firemen, it seems almost impossible to design a solution that answers all these features. The solution presented in this paper is a compromise between the ideal solution and the infrastructure based LPS. The design and the first test results present promising results for the emergency context.

### RFID & MEMS Tracking Concept

MEMS based positioning system is the closest solution to the firemen requirements. It follows their movements while progressing on a scene and is completely independent from the building infrastructure. Unfortunately large drifts and biases typical of these low cost sensors affect the performances. A pedestrian module working only in a dead reckoning mode is not able to guarantee that the geographical positions are accurate within a few meters. The computed trajectory will deviate and it is impossible to track position for more than a few seconds using inertial sensors alone. In fact, although small inertial sensors can maintain accuracy of a few millimetres for one second, the positioning error caused by sensor drift will exceed a metre in 10 seconds. In a dead reckoning approach, this positioning error accumulation is linear to the number of user's steps. Hence we shall attempt to satisfy the emergency agent requirements for accuracy and reliability by hybridising the MEMS based module with another positioning system.

Following the idea told by the "Hop o'my thumb" story, where the young boy drops white pebbles all along his way, it is possible to imagine the use of waypoints to relocate the dead reckoning trajectory. These waypoints shall be placed all along the walking path. Their geographical positions have to be known. RFID technology complies with this description.

The use of RFID tags is also compatible with the idea of an auto deployable system. The first leading fireman, equipped with MEMS, deploys the RFID tags while he is progressing indoors to reach the fire. To locate the RFID, their positions have to be known. Therefore it implies the existence of a database providing the geographical coordinates of the

RFID locations. This restricts what is meant by a "fully auto deployable" positioning system, but remains more flexible than any LPS based on pre-existing sensor networks.

Algorithms that compute the route for guidance applications use all information available in a database to extract the optimum walking path. Considering a LPS based on pre-existing infrastructure, the computed route might consider paths where corridors are damaged. One advantage of this almost auto deployable solution is that only corridors where it is possible to walk are equipped with the RFID. This optimises the computation of the route as it indirectly considers the environment damaged by the fire for instance. Of course, some corridors may be obstructed after the deployment of RFIDs.

The hybridisation of known waypoints, corresponding to the RFID tags installed by the agent, with the MEMS based dead reckoning data increases the accuracy and the reliability of the pedestrian tracking system. The availability is guaranteed as long as the MEMS sensors are working. Detailed descriptions of both components of the coupled solution follow.

### MEMS Navigation Module

The techniques based on MEMS are the most widely used, among the significant number of Pedestrian Navigation Systems (PNS).



MEMS distributed architecture.

MEMS sensors allow the quantification of a user's displacement using integration techniques or pattern recognition (Mezentsev, 2005, Beauregard and Haas, 2006, Retscher, 2004, Ladetto and Merminod, 2002). However, these techniques often rely on estimation model or statistical data to provide step length or horizontal speed information. Generally they need an initial calibration phase which induces some limitations in the ability to follow the stochastic behaviour of a pedestrian in real time. Moreover,

the major proposed PNS solutions enable only the reconstruction of the travelled 2D trajectory.

Stairs are obstacles frequently encountered in daily living and they can be a real challenge for some PNS. The detection of the stair climbing/descending allows the addition of a complementary component to the 2D position: the altitude data. The knowledge of the altitude allows the tri-dimensional localisation. Some works (Ladetto and Merminod, 2002) presented a basic idea of stair ascent/descent determination by using a barometer to measure the altimetry gradient. The principle is to consider that an altimetry gradient of  $\pm 0.1$  mb corresponds to 5 steps (1 m). Nevertheless, the limitations of this method are various. First, the measured pressure is influenced by the weather or the building conditions. Second, the slight change of the measured pressure during the vertical displacement requires a strong amplification of the barometer output. Thus the sensor resolution or electrical noises provide oscillations between two altitudes. Finally, the vibration and the parasitic movements of the human body modify the accuracy of the sensor.

To cope with the complexity of the human walking, a distributed architecture of MEMS sensors, illustrated in Figure 1 was employed. The Inertial Measurement Unit (IMU XSens), composed of three

Ionescu et al., 2004), enables the analysis in real time of an agent's posture and movement. Posture detection and analysis assess basic activities such as sitting, standing and lying, based on the data recorded by the pedestrian's trunk and thigh sensors. This information is very useful for the security of the firemen, as it can raise an alert, for example when an agent is lying motionless.

A gait analysis detects, classifies and quantifies the walking behaviours in order to provide a tri-dimensional positioning of the user. Each time a step is identified, it is classified into one of the four states: 'Forward Walking' (FW), 'Stair Climbing' (SC), 'Stair Descent Forward' (SDF), and 'Stair Descent Backward' (SDB). The backward descent is a specific displacement used frequently by fire brigade, because it is safer and easier than descending in the usual forward direction (Beaulieu et al., 2004).

After the step detection, the purpose is to classify the gait according to the features of the inertial signals. For that, the angular velocity and vertical acceleration of the shank are used. The level ground walking constitutes the major part of the human displacement during daily physical activity. Thus its pattern is used as a reference in the study. The pattern observation correlated with the biomechanical principles of the human body enables the step cycle classification, following an original Mamdani Fuzzy Approach. A set of 26 fuzzy rules are used by the classifier.

To avoid the limitations described above for the stride length estimation, the vertical and the horizontal displacements are directly estimated from the MEMS records. The vertical displacement is computed when the gait analysis has identified a SDB, a SDF or SC walking cycle. The stair ascent and descent detection allows the estimation of the vertical displacement (z component) by considering 20 cm as the nominal height of a stair counting the amount of stairs. The horizontal displacement, corresponding to the step size in the FW case, is evaluated during a specific phase of the gait cycle.

The heading information is provided by an Adaptive Extended Kalman Filter (AEKF) using the inertial data measured by the MEMS on the user's trunk. Enhanced performance is accomplished by online calibration of sensors. The gyroscope and accelerometer biases as well as magnetic perturbations are compensated. The AEKF is designed to take advantage of the orientation information provided by the accelerometers and magnetometers to complement the gyroscopes derived orientation. In the process, the attitude errors of the sensors are estimated. In addition, adaptability is integrated in the filter design to improve its response under the varying dynamic conditions of the human walk and in magnetically disturbed environments (EPFL, 2007, EPFL, 2006).

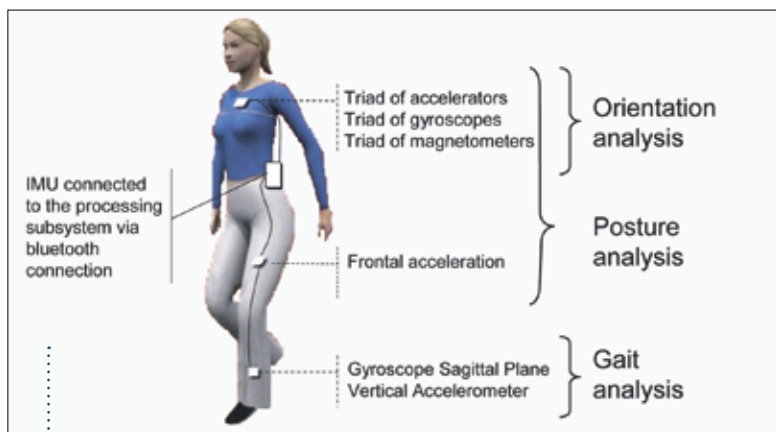


Figure 1 - Architecture of the IMU worn by the agent.

sensor modules, is attached to the user with elastic straps. The module attached on the shank has a gyroscope, measuring the angular rate of the shank in the sagittal plane, and an accelerometer oriented in the vertical plane. It allows the gait analysis. The trunk module contains a triad of gyroscopes, magnetometers and accelerometers providing the orientation information. The thigh module contains an accelerometer measuring the frontal acceleration. Data is recorded at a sampling rate of 50 Hz.

The distributed approach, described in (Paraschiv-



### RFID and Database

Following the concept presented previously, we propose to use RFID technology to complement MEMS sensors to track agents during emergency interventions. This section details the procedure to install and use the RFID and explains the required database as depicted in Figure 2.

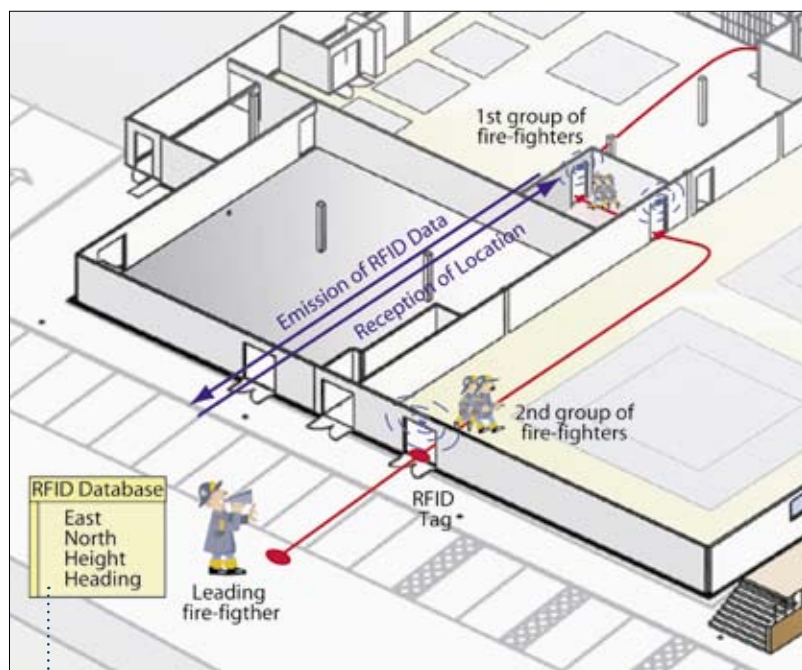


Figure 2 - Illustration of the agents deploying RFID related to the Tag Database.

Emergency agents are in charge of positioning the RFID while penetrating indoors. The first team of fire fighters attaches an RFID each time it passes a door. Interviews with agents enabled us to identify that when crossing a door, the best location to stick the RFID is the top centre of the door jamb. RFID are also placed when changing floor, both at the beginning and at the end of the stairway. Installing RFID sensors is a repetitive task. Furthermore, it is essential to devise a strategy with easy and systematic guidelines, compatible with the context of an emergency intervention. This principle offers the advantage that the deployment follows the instantaneous situation of the indoors infrastructure. Only corridors that are not damaged will be equipped and tracked.

Upon installation, the geographical coordinates of the tag are associated with the tag ID. The RFID tag database is a collection of location coordinates of all the doors and stairs of the building. It can be built from the evacuation emergency maps. When a new RFID has been attached, the algorithm computes the dead reckoning path and estimates the agent's position. A distance cost function exploits this position to identify the most probable door location in

the database. The location coordinates are then associated with the tag ID. Once the RFID is located, the latest information is used to correct the position of the agent.

The second team of fire fighters benefits from the deployed RFID. The agents need only be equipped with an RFID reader that can communicate with the tags along their way. Each time an RFID tag is detected, the reader retrieves the location information from the tag and his position is corrected consequently.

### Hybridisation

The Extended Kalman Filter (EKF) developed for the hybridisation of MEMS and Assisted GPS (Renaudin et al., 2007) has been adapted for the hybridisation of MEMS and RFID data. Being continuous and independent of the environment configuration, the measurements provided by the MEMS sensors are used for the mechanisation part

of the filter and the RFID locations for the update of the filter.

### System model

Even if the MEMS module outputs displacement data only when a walking cycle has been detected and thus provides only discrete data, it has been decided to work in a synchronous mode. Each second, the MEMS module produces dead reckoning information corresponding either to zero, if the person was not moving, or to the last walking cycle, if the agent has moved. This choice supports also the need of the leading fire fighter who needs regular updates of the fire fighters positions in order to coordinate their efforts.

The state vector of the EKF is the following:

$$\mathbf{x} = [\mathbf{E} \quad \mathbf{N} \quad \mathbf{Z} \quad \lambda \quad \delta\theta]^T \quad (1)$$

where:

- $\mathbf{E}$  is the East component of the agent position
- $\mathbf{N}$  is the North component of the agent position
- $\mathbf{Z}$  is the height component of the agent position
- $\lambda$  is a scale factor affecting the MEMS-based step length output
- $\delta\theta$  is the MEMS-based heading perturbation

The process model consists of a classical dead reckoning mechanism using the MEMS-based step length ( $s$ ) and heading ( $\theta$ ).

$$\begin{aligned}\dot{E} &= \lambda \times s \times \sin(\theta + \delta\theta) \\ \dot{N} &= \lambda \times s \times \cos(\theta + \delta\theta) \\ \dot{Z} &= \Delta Z\end{aligned}\quad (2)$$

The developed MEMS-based algorithms reduce the impact of the MEMS sensors intrinsic errors (biases, scale factors, noise...) but do not eliminate them. The analysis of the process model equations shows that the remaining errors in the MEMS-based orientation and MEMS-based step length grow over time. Absolute positions associated with the RFID locations are used to estimate these errors and to correct the agent's walking path.

### Measurements models

#### RFID Positioning

RFID locations are used to correct the position of the agent. The EKF uses the 3D coordinates of each detected RFID to relocate the trajectory. Thus the state vector is updated when the agent is in the short range of the RFID corresponding to the door location.

#### Heading

The MEMS-based heading error affects strongly the accuracy of the dead reckoning walking path. Despite the enhanced performances obtained by the orientation algorithm presented earlier, the use of absolute heading to estimate the heading perturbations is of great interest.

The solution proposed for the fire fighters indoor navigation uses the door jambs to attach the RFID. The choice of this type of locations is interesting for the heading update. Doors can be considered as bottlenecks for pedestrians. Each time a pedestrian passes a door, his heading is constrained to one direction or its opposite as the door can be crossed in both directions. Therefore, it is possible to assign an absolute heading to an RFID tag associated with a door location. The crossing direction of a door, which can also be extracted from evacuation maps, is used to estimate the MEMS-based orientation error.

However the heading update can not be done simultaneously with the positioning update. If the door has no automatic opening, the person has to open it manually. This operation induces some changes in the body orientation that do not reflect the walking

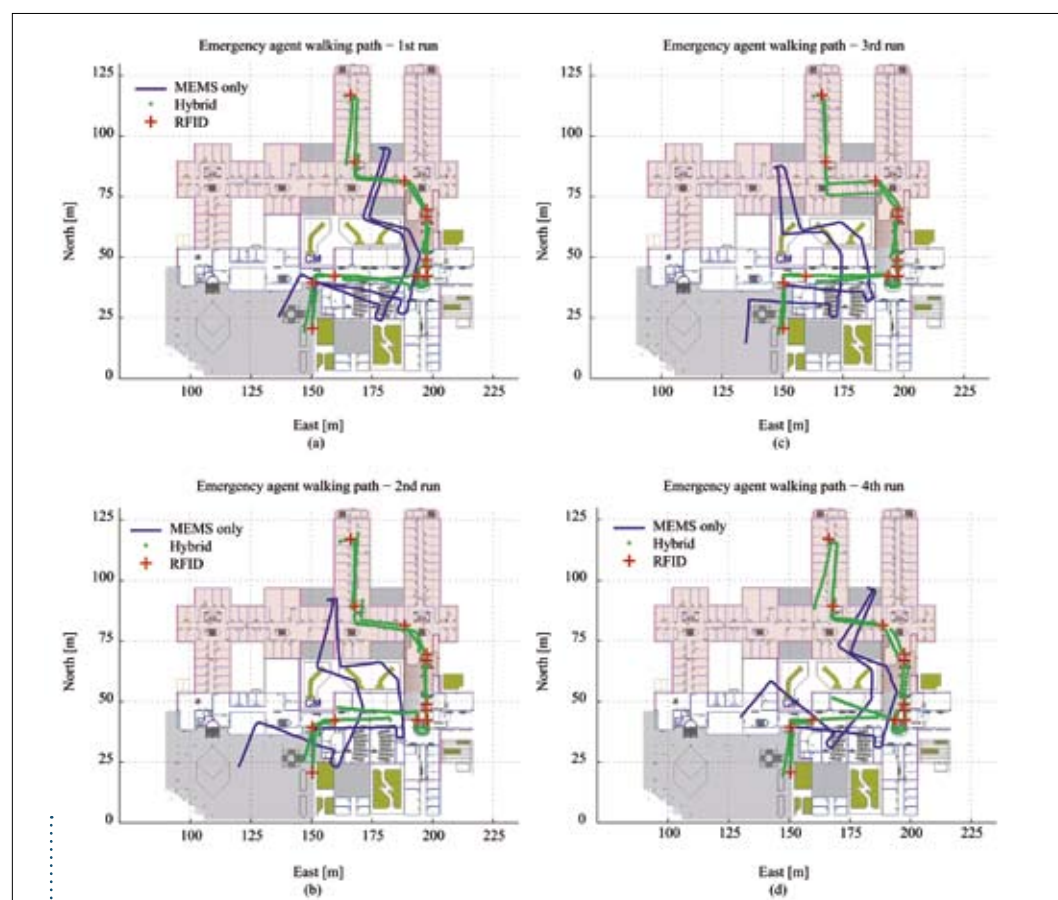


Figure 3 - Hybridisation and Dead Reckoning results for the test campaign.



direction. Once the door is passed, an average of MEMS-based walking directions is computed to avoid the estimation of parasitic movements.

The history of the MEMS-based body orientation is used to solve the remaining 180° ambiguity on the RFID heading, which corresponds to the two possible crossing directions

A measurement model for  $\delta\theta$  is expressed as follows:

$$\delta\theta = \theta_{\text{RFID}} - \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \theta_{\text{MEMS},i} \quad (3)$$

where:

- $\theta_{\text{RFID}}$  is the heading associated with the door where the RFID was attached
- $n_s$  is the amount of walking cycles used to average the MEMS-based heading
- $\theta_{\text{MEMS},i}$  is the MEMS-based heading at time  $i$

The situation where the agent turns just after crossing a door is challenging for the filter, because the walking direction doesn't correspond to the door crossing. To cope with that difficulty, the measurement covariance matrix is adapted using the value of  $\delta\theta$ .

## Performance Evaluation based on Experimental Results

### Testing scenario

The proposed pedestrian navigation solution has been tested on the campus of the "Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne", in Switzerland. To remain as close as possible to reality, a typical emergency intervention scenario has been investigated. An agent enters the campus at the main entrance and walks along the corridors to reach an office. A fire has started in this room, situated at the second floor, and a few people are waiting for rescue.

During the test, a person equipped with three inertial modules distributed on the body (the trunk, the thigh and the shank) as depicted in Figure 1, was walking at a steady pace. Each module comprises a triad of orthogonal accelerometers, a triad of orthogonal magnetometers and a triad of orthogonal gyroscopes. A laptop was used to record the inertial data and the times associated with each new RFID. The placement of each RFID was simulated with the person doing the physical movement to stick the tag at the top centre of the door jamb. Maps of the buildings have been used to create the list of all door locations and crossing directions in the testing area. These positions have been used also to assess the performances of the pedestrian navigation module.

### Performance assessment

In Figure 3, we can observe the test campaign results plotted together with the EPFL's building infrastructure in the background. The pedestrian route chosen for the emergency scenario has been repeated four times. The main entrance is located at the South and the fire location at the North. The parts highlighted in red correspond to the second floor whereas the rest corresponds to the first floor.

The hybrid navigation solution (depicted in green) performs in all runs better than the MEMS-based only solution (depicted in blue). As expected, the RFID locations, corresponding to the red crosses, relocate correctly the route followed by the agent.

This can be observed especially in Figure 3(d). The EKF overcomes this problem only when a new RFID location is available. A densification of the RFID locations would reduce the impact of the drift on the

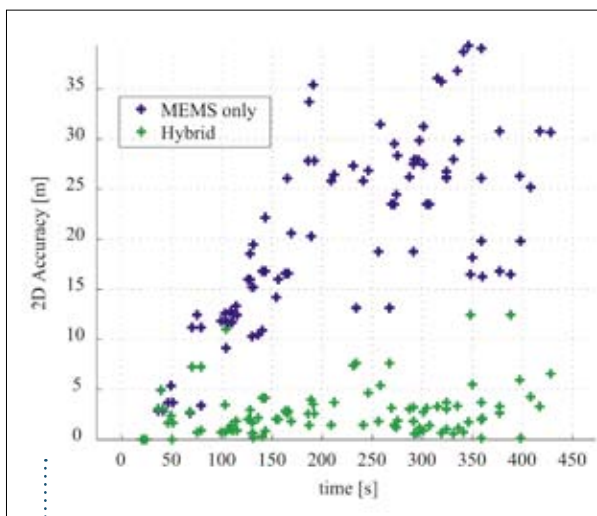


Figure 4 - Comparison of 2D accuracy obtained with the hybrid and dead reckoning navigation solutions.

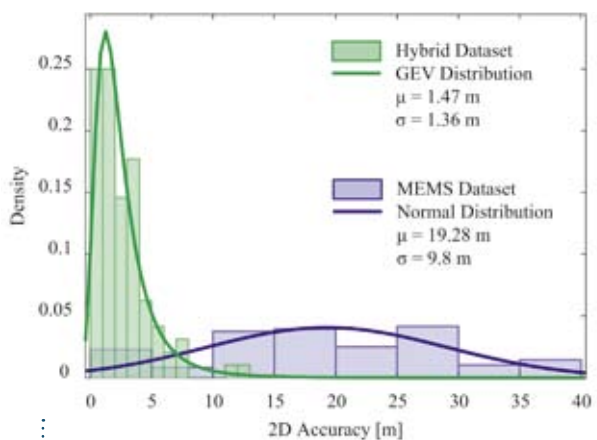


Figure 5 - Density functions of the planimetric errors computed at each RFID location.

accuracy. However such a densification is not compatible with the auto deployable feature of the proposed solution and the need for RFID locations which are easy to identify.

The experimental results confirm also that if the RFID orientation differs significantly from the MEMS pedestrian heading, the latter is not updated. This justifies the design of the adaptive measurement covariance matrix. In this situation, any MEMS-based heading perturbation introduces errors in the final position of the agent. Figure 3(c) and Figure 3(d) illustrate that aspect when the agent exits the room where the fire is located.

The maximum error between true and computed positions generally occurs at the instant preceding the filter update. Figure 4 describes the evolution in time of these maximum planimetric errors, in green for the four hybrid trajectories and in blue for the four MEMS-based trajectories. The accuracy improvement of the combined RFID and MEMS solution is significant. As expected, the dead reckoning position error grows with time, whereas the hybrid positioning solution remains under a certain limit close to 5 metres.

The analysis of the probability density functions, depicted in Figure 5, shows that the position errors for the hybrid solution follow a Generalised Extreme Value (GEV) distribution while the MEMS based position errors follow a normal distribution.

The GEV distribution function is described by:

$$F(x, \mu, \sigma, k) = \exp \left( - \left( 1 + k \cdot \left( \frac{x - \mu}{\sigma} \right)^{\frac{1}{k}} \right)^{\frac{1}{k}} \right) \quad (4)$$

where

$\mu$  is the location parameter  
 $\sigma$  is the scale parameter  
 $k$  is the shape parameter

90% of the planimetric errors are below 5 metres, with a location parameter equal to 1.56m. The MEMS based position errors are more scattered, as can be observed with the flattened feature of the histogram. The average of the last dataset is equal to 19.3m. The 9.8m standard deviation reflects the large dispersion of the errors around the mean value.

The statistical analysis confirms that the hybrid solution is significantly more robust and accurate than the dead reckoning solution.

## Conclusions

This paper describes a novel pedestrian navigation solution based on MEMS sensors and RFID tags, especially designed for emergency intervention, in which the step length error and the heading per-

turbations are estimated by an EKF. The first experimental results are very promising compared with the performance of the dead reckoning algorithm, both in terms of position accuracy and robustness.

Beside this improvement, the concept presented offers an almost self-deployable solution. This feature is a major advance considering the large amount of constraints in emergency interventions.

To complete this study, additional tests performed in a real emergency intervention should be considered. These tests would complete the performance assessment of the navigation solution, but would also help to cover other issues. For example, the cost function may associate the RFID tag with a wrong door. Or the fireman may omit a door on his way. The heat of the fire might reduce the performance of the MEMS and RFID. Future work should evaluate the impact of such situations on the pedestrian navigation performances.

## References

- Beaulieu, F., Pelland, L., Gordon, D. and Roberston, E. (2004), Comparison of moment powers produced during forward and backward stair descent, Canadian Society for Biomechanics XII, Halifax, Canada.
- Beauregard, S. and Haas, H. (2006), Pedestrian Dead Reckoning: A Basis for Personal Positioning, Proceedings of the 3rd Workshop on positioning, navigation and communication, March 26, Hannover, Germany.
- EPFL ENAC TOPO (2006), Deliverable 046 - EPFL Contribution on MEMS based positioning, Project LIAISON - European Sixth Framework Program.
- EPFL ENAC TOPO (2007), Deliverable 077 - EPFL Contribution on MEMS-AGPS Hybridisation, Project LIAISON - European Sixth Framework Program.
- Karunanayake, M. D., Cannon, M. E. and Lachapelle, G. (2004), Evaluation of Assisted GPS (AGPS) in Weak Signal Environments Using a Hardware Simulator, Proceedings of the ION GNSS, September 21-24, Long Beach, California.
- Ladetto, Q. and Merminod, B. (2002), In step with INS - Navigation for the Blind, Tracking Emergency Crews. GPS World, Vol. 13, Nr. 10, pp. 30-38.
- Mezentsev, O. (2005), Sensor Aiding of HSGPS Pedestrian Navigation, Department of Geomatics Engineering, Ph. D. Thesis, University of Calgary.
- Paraschiv-Ionescu, A., Buchser, E., Rutschmann, B., Najafi, B. and Aminian, K. (2004), Ambulatory

system for the quantitative and qualitative analysis of gait and posture in chronic pain patients treated with spinal cord stimulation, *Gait & Posture*, Vol. 20(2), pp. 113-125.

Renaudin, V., Yalak, O. and Tomé, P. (2007), Hybridization of MEMS and Assisted GPS for Pedes-

trian Navigation. *Inside GNSS*, January/February, pp. 34-42.

Retscher, G. (2004), Pedestrian navigation systems and location-based services, Fifth IEE International Conference on 3G Mobile Communication Technologies, October 18-20, London, England.●

### Biographies of the Authors

**Valérie Renaudin** has a M.Sc. degree in surveying and geodetic engineering from the Ecole Supérieure des Géomètres et Topographes in France. She is currently working toward the Ph.D. degree from EPFL. She was the technical director at Swissat Company specialising in centimetre-level real-time positioning based on a network of GNSS reference stations.

**Okan Yalak** has a M.Sc. in electronics engineering from the Institut National des Sciences Appliquées in Lyon, France. He worked as a scientific collaborator at EPFL, in the field of MEMS based pedestrian navigation.

**Phillip Tomé** holds a Ph.D. in surveying engineering from the University of Porto, Portugal, and an M. Sc. in electronics engineering. Currently, he is working as scientific collaborator at EPFL, in the field of sensors integration for navigation purposes.

**Bertrand Merminod** studied at EPFL and specialised later in satellite navigation and positioning in Australia. He worked in engineering offices, in development co-operation and in industry. Since 1995, he has been heading the geodetic engineering lab at EPFL. Presently, the research activities focus on algorithms to process data from integrated sensors, which strengthens links with informatics and telecoms.

Article reprint July 2007  
Copyright©2007

Reed Business - Geo  
P.O. Box 112  
8530 AC Lemmer  
The Netherlands

[www.reedbusiness-geo.nl](http://www.reedbusiness-geo.nl)



## EXPERIENCE PROFESSIONNELLE

---

### 2004 - 2009 **ECOLE POLYTECHNIQUE FEDERALE DE LAUSANNE** DOCTORANTE ES SCIENCE

#### **Navigation pedestre intra muros**

- Doctorat sur la localisation à partir d'ondes radio à ultra large bande (ULB) et de signaux inertiels enregistrés par des capteurs de type Micro Système Electro Mécanique (MEMS)
- Intégration de capteurs, traitement de signaux et développements d'algorithmes
- Conception d'une solution de localisation hybride : GPS assisté et MEMS, dans le cadre du projet européen LIAISON (7<sup>ème</sup> programme cadre)
- Négociation et conclusion d'un accord de confidentialité avec la société Télécom Ubisense spécialiste en localisation par ondes radio ULB

#### **Communication**

- Congrès nationaux et internationaux : meilleure présentation à l'ENC 2007
- Publications scientifiques dans des journaux internationaux : couverture d'*Inside GNSS*

### 2002 - 2004 **SWISSAT SA** (Zurich & Lausanne, Suisse) 2000 - 2002 DIRECTRICE TECHNIQUE COORDINATRICE DE PROJET

#### **Réseau GNSS permanent**

- Conception, installation et mise en service du réseau GPS et GLONASS permanent Swissat constitué de 24 stations réparties sur tout le territoire suisse pour de la localisation temps réel au centimètre près
- Modification des antennes géodésiques pour améliorer les performances de traitement des signaux destinés aux applications temps réel en réseau
- Coordination et encadrement des équipes de télécommunication de la société Swissphone SA
- Conception et installation de la 1<sup>ère</sup> station GNSS temps réel reliée par liaison radio « full duplex »
- Elaboration d'un processus de contrôle, en continu, de la qualité du service de positionnement diffusé par téléphonie mobile GSM
- Réalisation de l'appel d'offre pour le réseau français TERIA et évaluation technique des réponses

#### **Management**

- Encadrement bilingue (français/allemand) d'une équipe technique : formation, soutien technique, appui dans la relation avec la clientèle
- Encadrement bilingue (français/allemand) de vendeurs : formation, présentation des marchés et campagnes marketing, soutien sur le terrain, visites aux clients-clé
- Administration de la société : suivi des résultats et de l'évolution des ventes

#### **Marketing opérationnel**

- Conception des stratégies commerciales et écriture du plan marketing 2002
- Choix des futurs développements techniques et élaborations des processus associés
- Négociation avec les sous-traitants et fournisseurs
- Responsable du développement à l'international : exportation des acquis techniques, écriture et réponse aux appels d'offre internationaux

## Réalisations

- Installation du 1<sup>er</sup> réseau GNSS européen à couverture nationale pour des applications temps réel
- 20 % de parts de marché acquises en 2 ans en Suisse Romande
- Motivation des équipes et agrandissement de la société

- 1999 - 2000**      **GEOASTOR SA** (Zurich, Suisse)  
INGENIEUR GEOMATICIEN
- Mission principale : Phase pilote du réseau permanent Swissat (projet de Master)
  - Travaux topographiques à l'aide de récepteurs GPS et GLONASS, développement d'interfaces SIG pour le logiciel Penmap, assistance commerciale et technique
- 1998 (2 mois)**      **GEOHAUS** (Mülheim, Allemagne)  
OPÉRATRICE TOPOGRAPHE
- 1998 (2 mois)**      **CEMAGREF / INSTITUT HYDRAULIQUE DE BEIJING** (Chine)  
RESPONSABLE MISSION EN CHINE
- Mission, conduite seule, de cartographie par GPS du système d'irrigation et de drainage des cultures à l'aval du fleuve jaune en collaboration avec les membres de l'Institut Hydraulique chinois de Huimin
- 1997 (3 mois)**      **GEOMETRES EXPERTS KLOPFENSTEIN ET SONNTAG**

## FORMATION

---

- 2009**      **ECOLE POLYTECHNIQUE FEDERALE DE LAUSANNE**  
Doctorat Es Sciences
- 1999**      **ECOLE SUPERIEURE DES GEOMETRES ET TOPOGRAPHES** (Le Mans)  
Diplôme d'ingénieur du Conservatoire National des Arts et Métiers
- 1993**      **LYCEE INTERNATIONAL DES PONTONNIERS** (Strasbourg)  
Baccalauréat scientifique

## FORMATION CONTINUE

---

- 2007**      Communiquer et écouter au quotidien
- 2006**      Management de l'innovation technologique

## LANGUES

---

- Français      Langue maternelle
- Anglais      Courant, utilisé comme langue de travail
- Allemand      Courant, expériences professionnelles en langue germanique

## CENTRES D'INTERET

---

- Danse irlandaise      Actuellement professeur à l'Ecole de Danse Terpsichore SA
- Vie Associative      Fondatrice et présidente de l'International Geodetic Student Organisation au Mans de 1997 à 1999